

VERJETNOSTNI RAČUN IN STATISTIKA

GORAN TURK

LJUBLJANA, 16. JANUAR 2011

TO JE DELOVNA RAZLIČICA UČBENIKA.

VSEM, KI ME BODO OPOZORILI NA TIPKARSKE, RAČUNSKÉ IN DRUGE NAPAKE, SE LEPO ZAHVALJUJEM. HVALEŽEN BOM TUDI VSEM, KI MI BODO POSLALI PRIPOMBE IN KOMENTARJE.

NOVEJŠE VERZIJE LAHKO DOBITE NA SPLETNI STRANI:

<http://www.km.fgg.uni-lj.si/predmeti/sei/vrs1.pdf>

VERZIJA NA SPLETNI STRANI JE ZAPISANA NA VEČ DATOTEKAH. ZA PREHOD MED DATOTEKAMI LAHKO UPORABITE „TIPKE“ NA SPODNJEM ROBU STRANI, S KATERIMI SE LAHKO PREMİKATE ZA ENO STRAN (ENOJNA PUŠČICA) ALI PO POGlavJIH (DVOJNA PUŠČICA).

LEP POZDRAV, GORAN TURK

Vsebina

1	Statistika	1
2	Opisna statistika	3
2.1	Grafične predstavitve vzorcev	3
2.2	Numerične predstavitve vzorcev	9
3	Verjetnostni račun	14
3.1	Uvod	14
3.2	Dogodek	14
3.3	Verjetnost dogodka	17
3.3.1	Pogojna verjetnost	21
3.3.2	Popolna verjetnost dogodka	23
3.3.3	Bayesov obrazec	24
4	Slučajne spremenljivke	26
4.1	Diskretne slučajne spremenljivke	27
4.2	Zvezne slučajne spremenljivke	30
4.3	Slučajni vektorji	33
4.3.1	Diskretni slučajni vektor	34
4.3.2	Zvezni slučajni vektorji	40
5	Transformacije slučajnih spremenljivk	49
5.1	Diskretne slučajne spremenljivke	49
5.2	Zvezne slučajne spremenljivke	52
5.3	Funkcije več spremenljivk	57
6	Momenti porazdelitev	59
6.1	Momenti in centralni momenti slučajne spremenljivke	59
6.2	Pričakovana vrednost funkcije slučajne spremenljivke	62
6.3	Momenti in centralni momenti slučajnega vektorja	66
6.4	Pričakovana vrednost funkcije slučajnega vektorja	71

7	Verjetnostne porazdelitve	75
7.1	Enakomerna porazdelitev	75
7.1.1	Enakomerna diskretna porazdelitev	75
7.1.2	Enakomerna zvezna porazdelitev	76
7.2	Porazdelitve, ki izvirajo iz Bernoullijevega poskusa	77
7.2.1	Binomska porazdelitev	78
7.2.2	Geometrična porazdelitev	83
7.2.3	Pascalova porazdelitev	85
7.2.4	Poissonova porazdelitev	87
7.2.5	Eksponentna porazdelitev	91
7.2.6	Porazdelitev gama (Γ)	93
7.3	Normalna porazdelitev	96
7.3.1	Centralni limitni izrek	97
7.3.2	Standardizirana in splošna normalna porazdelitev	100
7.3.3	Porazdelitvena funkcija normalno porazdeljene slučajne spremenljivke	102
7.3.4	Vsota normalno porazdeljenih slučajnih spremenljivk	108
7.3.5	Normalna porazdelitev kot aproksimacija drugih porazdelitev	110
7.4	Logaritemsko normalna porazdelitev	113
7.5	Porazdelitve ekstremnih vrednosti	119
7.5.1	Ekstremna vrednost končno mnogo slučajnih spremenljivk	119
7.5.2	Asimptotične porazdelitve ekstremnih vrednosti	121
7.5.3	Porazdelitev ekstremnih vrednosti tipa I	122
7.5.4	Porazdelitev ekstremnih vrednosti tipa II	124
7.5.5	Porazdelitev ekstremnih vrednosti tipa III	128
7.6	Druge porazdelitve	131
8	Vzorčenje	132
8.1	Lastnosti osnovnih statistik	134
8.1.1	Povprečje vzorca	134
8.1.2	Varianca vzorca	135
9	Ocenjevanje parametrov	138
9.1	Točkovne ocene	138
9.1.1	Metoda momentov	139
9.1.2	Metoda največjega verjetja	141
9.2	Intervali zaupanja	149
9.2.1	Interval zaupanja za pričakovano vrednost	150
9.2.2	Interval zaupanja za varianco	154
9.2.3	Interval zaupanja za razliko med pričakovanima vrednostima dveh populacij	155
9.2.4	Interval zaupanja za razmerje varianc dveh populacij	157
9.2.5	Interval zaupanja za delež v populaciji	159
9.2.6	Določitev velikosti vzorca	162

10	Preizkušanje domnev	165
10.1	Preizkušanje domneve o pričakovani vrednosti	166
10.2	Preizkušanje domneve o razliki med pričakovanima vrednostima dveh populacij	170
10.3	Preizkušanje domneve o varianci	173
10.4	Preizkušanje domneve o razmerju med variancama dveh populacij	174
10.5	Preizkušanje domneve o deležu v populaciji	176
10.6	Preizkušanje skladnosti – test χ^2	177
10.7	Preizkus Kolmogorova in Smirnova	183
11	Bivariatna analiza	186
11.1	Preizkušanje statistične odvisnosti	186
11.2	Preizkušanje linearne povezanosti	189
11.3	Regresija	191
11.3.1	Linearna regresija	191
11.3.2	Nelinearna regresija	196
11.3.3	Linearna regresija več spremenljivk	199
12	Analiza variance	203
12.1	Analiza variance za en faktor oziroma eno neodvisno spremenljivko	203
12.2	Analiza variance za dva faktorja	207
13	Simulacije	210
14	Dodatek	213
14.1	Varianca povprečja pri končno velikih populacijah	213
15	Preglednice porazdelitev	215
15.1	Standardizirana normalna porazdelitev	216
15.2	Studentova porazdelitev t	218
15.3	Porazdelitev χ^2	220
15.4	Porazdelitev F	222
15.5	Preverjanje Kolmogorov-Smirnov	231
	Literatura	232

1 Statistika

Če bi mi dejali, da bom živel le še en dan, bi ga želel preživeti pri pouku statistike – ta dan bi se mi zdel toliko daljši.

Zapis iz študentskega koledarja

Statistiko uporabljamo tako, kot pijanec uporablja obcestno svetilko: da bi se podprli, ne pa, da bi se razsvetlili.

Andrew Lang

Najprej zberi podatke, potem pa jih spreminjaj po mili volji!

Mark Twain

Statistika je veda o obravnavanju množice podatkov. S statistiko podatke zberemo, razvrstimo, uredimo in na osnovi določenih pravil sprejemamo zaključke. Matematična osnova statistike je verjetnostni račun.

Inženir se pri svojem delu nenehno srečuje z veliko množico podatkov, ki so bolj ali manj urejeni. Vsak mora biti sposoben te podatke urediti in se na osnovi izsledkov odločiti za pravilen ukrep.

Drugi pomemben dejavnik v inženirstvu je dejstvo, da je večina količin, ki jih obravnava, naključne narave. Inženir se mora včasih odločiti na osnovi zelo omejenih podatkov. Oglejmo si zanimiv problem.

Primer 1.1: *Avtobusno podjetje je lastnik N avtobusov, ki so vsi označeni z zaporednimi številkami od 1 do N . Na cesti naletimo na avtobus s številko 22. Koliko avtobusov ima to podjetje?*

Rešitev: Pravilnega oziroma zanesljivega odgovora seveda ni, razen v izjavi, da ima avtobusno podjetje vsaj 22 avtobusov. Ali smo lahko bolj določni? Ker je verjetnost za srečanje s katerimkoli avtobusom enaka, bi se pri mnogoterih srečanjih v povprečju srečali z avtobusom, označenim s številko na sredini

zaporedja števil. Tako lahko izračunamo, da je število N , ki ga lahko v povprečju pričakujemo, enako

$$N = 21 + 1 + 21 = 43. \quad (1.1)$$

Če nas ne zanima, kateri odgovor bi bil v povprečju najbolj pravilen, temveč bi radi s čim večjo verjetnostjo določili točen odgovor, bi bil pravi odgovor $N = 22$.

Ta primer morda zglada nenavadno, vendar se s podobnimi problemi inženir zelo pogosto srečuje, ko mora na osnovi pomanjkljivih podatkov sprejeti odločitve.

Podrobneje se bomo s tem primerom spoznali v [poglavju 9](#) oziroma natančneje v primeru [9.6](#).

2 Opisna statistika

Če obravnavamo večje število podatkov, jih posamično ne moremo opazovati, saj nam posamezni podatek premalo pove. Te podatke lahko bolje predstavimo grafično ali pa številčno z določenimi značilnimi vrednostmi vzorca podatkov.

Skupino podatkov $x_i, i = 1, \dots, n$ imenujemo **vzorec**, posamezni podatek x_i je **element vzorca**, število n pa je število elementov v vzorcu oziroma **velikost vzorca**.

2.1 Grafične predstavitve vzorcev

Obravnavajmo najprej grafične predstavitve. Vzemimo, da imamo en stolpec s številčnimi podatki. Prikažemo jih lahko s črnim diagramom, s katerim grafično prikažemo vse posamezne vrednosti. Pri velikem številu podatkov nam tak diagram ne pojasni značilnosti vzorcev. Bolje je, da podatke združimo oziroma uredimo v razrede in za vsak razred izračunamo relativno frekvenco, ki je kvocient med številom podatkov v določenem razredu ter vsemi podatki. Vsota relativnih frekvenc vseh razredov je seveda enaka ena. Te rezultate običajno grafično prikažemo s **histogramom** oziroma **stolpčnim diagramom**.

Drugi način je, da podatke razvrstimo po velikosti in po vrsti narišemo njihove vrednosti. Pri tem podatkov ni potrebno razporejati v razrede. Tako dobimo **diagram kumulativnih frekvenc** oziroma **graf empirične porazdelitvene funkcije**.

Histogram relativnih frekvenc in diagram kumulativnih frekvenc sta dobra pokazatelja lastnosti vzorca podatkov. Slabost histograma je, da moramo izbrati število oziroma velikost razredov in pri razporeditvi elementov v razrede potrebujemo več podatkov.

Včasih nas zanima, kolikšna je odvisnost ene količine od druge. Grafično to najlažje prikažemo s točkovnim diagramom, kjer vsak par vrednosti dveh količin prikažemo kot točko v koordinatnem sistemu, pri čemer na absciso nanašamo eno količino, na ordinato pa drugo.

Primer 2.1: Obdelajmo mesečne podatke o padavinah, odtoku vode, temperature reke in izhlapevanju za obdobje med letoma 1953 in 1972 v kraju Clayton na reki Chattooga v zvezni državi Georgia (ZDA).¹ Ti podatki so zajeti v preglednici (2.1) s štirimi stolpci podatkov. V vsakem stolpcu je 216 števil.

Preglednica 2.1: Podatki o padavinah, odtoku, temperaturi in izhlapevanju

Leto	Mesec	Padavine [cm]	Odtok [cm]	Temp. [°C]	Izhlap. [cm]
1953	10	8.9	2.5	15.4	10.0
	11	12.0	3.2	9.3	5.3
	12	26.2	10.2	4.8	7.1
1954	1	30.3	16.2	5.9	5.4
	2	12.3	9.2	7.4	7.9
	3	18.8	10.9	9.1	8.5
	4	11.6	11.0	16.2	12.5
	5	6.7	7.9	15.6	13.2
	6	10.8	5.8	21.9	19.0
	7	9.3	3.6	25.0	20.9
	8	10.7	2.9	24.4	16.2
	9	1.1	1.7	22.2	15.6
	10	0.8	1.4	16.3	11.6
	11	9.0	2.1	8.1	4.8
	12	21.4	5.2	4.6	3.3
1955	1	6.8	4.3	5.4	2.9
	2	22.8	9.0	6.3	6.0
	3	11.8	7.8	10.7	8.5
	4	17.0	11.4	16.2	15.1
	5	21.6	12.9	19.4	17.0
	6	13.4	7.3	19.7	17.7
	7	24.2	7.5	24.0	16.2
	8	8.6	6.0	24.3	15.8
	9	7.4	3.2	21.3	14.7
	10	3.7	3.0	14.5	10.0
	11	7.1	2.6	9.5	5.9
	12	5.0	2.6	4.4	3.6
1956	1	5.7	2.2	4.4	4.1
	2	32.4	10.7	8.0	6.5
	3	13.5	8.8	9.7	10.9
	4	24.6	12.0	13.3	14.7
	5	7.4	7.1	19.2	16.1
	6	6.9	4.4	21.3	19.1
	7	20.6	5.0	22.9	17.4
	8	6.9	2.7	23.3	16.5
	9	15.2	2.4	19.1	13.7
	10	7.7	2.9	15.7	8.3
	11	6.5	3.2	8.8	4.7
	12	18.3	7.1	10.4	3.8
1957	1	26.9	7.9	6.2	4.3
	2	19.2	13.7	9.4	4.6
	3	8.8	11.2	9.1	8.1
	4	21.2	16.2	15.8	13.5
	5	14.5	7.8	18.7	16.1
	6	18.6	9.3	22.2	15.4
	7	4.9	6.0	23.3	19.2
	8	5.5	3.6	22.4	18.0
	9	21.1	4.5	20.6	10.6
	10	16.7	7.5	12.6	7.0
	11	30.0	12.7	10.1	4.7
	12	17.2	13.2	6.3	3.4
1958	1	12.5	11.5	2.2	3.7
	2	16.1	10.7	1.4	6.1
	3	15.7	11.6	7.4	7.1
	4	23.1	14.9	14.1	11.2
	5	12.8	15.4	18.7	13.8
	6	6.1	7.3	21.9	18.4
	7	32.4	11.8	23.2	10.7
	8	14.5	6.6	23.1	15.0
	9	3.1	3.9	19.7	13.7
	10	1.0	3.5	15.1	8.4
	11	8.5	2.9	12.5	5.5
	12	7.8	3.5	4.4	2.7
1959	1	15.1	6.7	4.5	3.3
	2	15.0	6.4	7.1	4.0
	3	18.5	7.8	8.6	9.1
	4	18.5	10.9	12.7	11.3
	5	30.2	13.3	19.2	15.1
	6	3.0	13.0	21.6	14.7
	7	24.1	8.2	22.8	18.5
	8	8.2	5.1	23.9	15.0
	9	20.8	7.6	19.7	10.0
	10	35.4	14.8	16.0	8.1
	11	7.4	8.8	8.3	4.3
	12	14.2	9.7	5.6	4.1

se nadaljuje...

¹McCuen, R. H., Snyder, W. M., Hydrologic Modeling: Statistical Methods and Applications, Prentice-Hall, 1986.

Preglednica 2.1: Podatki o padavinah, odtoku, temperaturi in izhlapevanju (nadaljevanje)

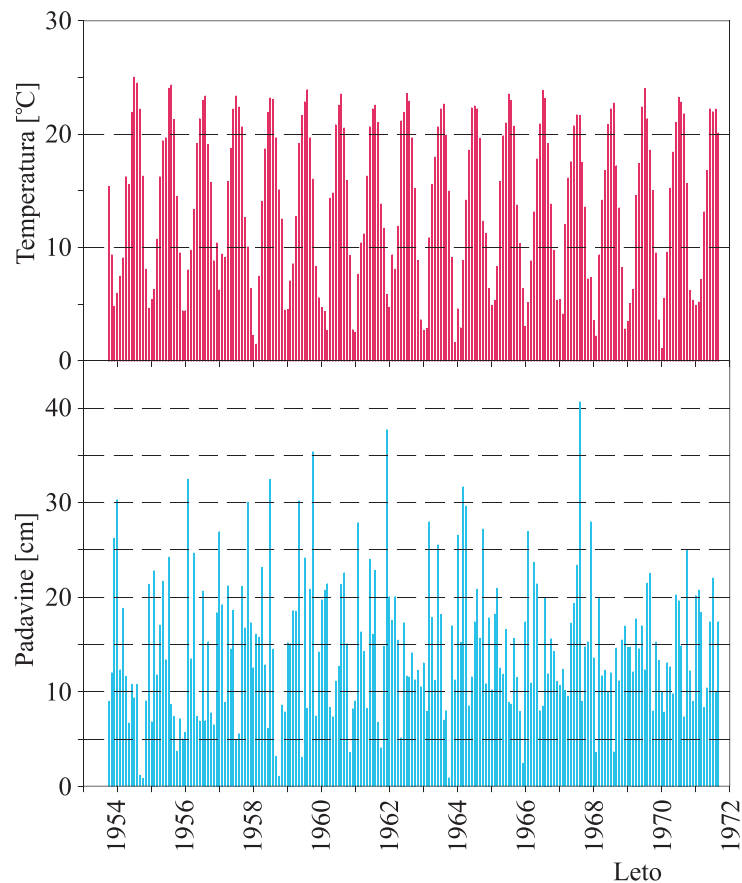
Leto	Mesec	Padavine [cm]	Odtok [cm]	Temp. [°C]	Izhlap. [cm]
1960	1	19.7	11.4	4.7	3.3
	2	20.7	16.7	4.3	5.9
	3	21.4	14.6	2.7	10.0
	4	8.3	15.4	14.3	14.1
	5	7.3	8.8	14.8	15.9
	6	11.1	6.8	20.8	16.8
	7	12.6	6.1	22.5	19.9
	8	21.3	7.8	23.5	14.0
	9	22.5	6.1	20.5	11.3
	10	15.0	8.6	15.9	6.8
	11	3.6	5.5	9.3	4.8
	12	8.2	5.0	2.7	6.9
1961	1	9.0	5.9	2.5	5.1
	2	27.9	12.5	7.6	4.1
	3	16.3	13.8	10.4	7.9
	4	14.2	13.1	11.2	12.4
	5	8.2	8.6	16.3	12.2
	6	24.0	9.0	20.6	14.6
	7	16.1	7.5	22.2	16.1
	8	22.8	8.6	22.5	13.2
	9	6.7	6.5	21.0	12.7
	10	4.0	4.3	13.8	10.4
	11	14.8	5.7	11.7	6.9
	12	37.7	19.2	5.8	5.8
1962	1	20.0	14.8	4.7	5.0
	2	17.5	12.3	9.3	6.7
	3	20.0	15.0	8.1	8.8
	4	15.4	18.2	11.8	10.6
	5	5.1	8.9	21.1	17.8
	6	17.2	8.9	21.9	14.7
	7	11.6	4.8	23.6	16.5
	8	11.5	3.8	22.9	16.9
	9	14.1	3.3	19.7	11.8
	10	11.2	5.2	15.2	8.8
	11	12.2	4.5	8.8	5.2
	12	10.5	4.7	3.6	5.3
1963	1	13.0	6.7	2.7	3.9
	2	7.9	6.2	2.8	5.3
	3	27.9	18.0	10.8	11.5
	4	17.8	9.0	15.6	14.9
	5	11.2	8.8	17.9	16.1
	6	25.5	7.5	20.6	15.8
	7	18.1	10.0	22.2	15.6
	8	6.9	6.1	22.6	15.8
	9	8.0	4.4	19.9	12.9
	10	0.8	3.5	14.9	10.8
	11	16.9	5.0	9.1	6.3
	12	11.2	6.4	1.6	6.3
1964	1	26.5	13.8	4.6	8.5
	2	15.2	10.4	2.9	3.3
	3	31.6	18.7	8.8	13.4
	4	29.6	22.4	14.2	12.6
	5	8.5	14.1	18.6	15.0
	6	11.5	7.2	22.3	19.0
	7	17.3	6.1	22.4	14.4
	8	20.8	6.5	22.2	13.9
	9	15.6	8.0	19.6	12.1
	10	27.2	21.6	12.3	9.1
	11	10.8	8.3	11.2	6.5
	12	17.8	12.9	6.3	6.1
1965	1	10.2	11.7	4.9	8.5
	2	18.2	14.1	5.3	11.7
	3	20.9	15.9	8.3	9.2
	4	12.5	13.6	15.8	12.5
	5	11.8	11.2	19.8	17.9
	6	16.6	11.1	20.9	14.2
	7	8.8	8.1	23.5	14.8
	8	8.7	6.6	22.9	13.2
	9	15.6	5.4	20.7	11.7
	10	11.5	10.5	13.7	8.4
	11	7.9	4.5	10.3	6.0
	12	2.4	3.9	6.3	5.0
1966	1	17.3	6.5	3.0	5.5
	2	26.9	17.9	5.1	5.8
	3	10.9	15.6	8.8	10.5
	4	23.7	10.8	13.1	11.4
	5	21.4	13.9	17.8	12.7
	6	8.0	8.3	20.9	16.3
	7	8.4	5.9	23.8	16.5
	8	19.9	6.5	23.1	13.6
	9	11.9	4.7	19.2	10.6
	10	15.6	6.6	13.8	8.5
	11	14.2	12.0	9.7	6.7
	12	11.0	7.9	5.3	4.9
1967	1	10.7	10.4	5.4	5.1
	2	12.3	8.7	4.1	5.7
	3	10.1	10.1	12.0	10.4
	4	9.5	6.7	16.1	15.0
	5	17.2	7.4	17.6	15.3
	6	19.3	16.3	20.7	14.2
	7	23.3	12.4	21.7	13.9
	8	40.7	13.3	21.6	12.8
	9	8.9	10.9	17.4	10.8
	10	14.7	8.4	13.6	9.2
	11	15.3	9.1	7.2	7.3
	12	28.0	16.9	7.3	7.4

se nadaljuje...

Preglednica 2.1: Podatki o padavinah, odtoku, temperaturi in izhlapevanju (nadaljevanje)

Leto	Mesec	Padavine [cm]	Odtok [cm]	Temp. [°C]	Izhlap. [cm]
1968	1	13.6	15.0	3.6	6.1
	2	3.6	8.2	2.2	6.4
	3	19.9	12.0	9.3	13.6
	4	11.7	10.8	14.2	10.2
	5	12.2	8.2	16.8	15.4
	6	9.9	8.7	20.8	14.0
	7	12.0	5.2	22.2	14.7
	8	3.6	3.9	22.7	16.8
	9	14.6	3.9	17.2	10.9
	10	11.1	4.3	13.4	8.2
	11	15.5	5.3	8.2	4.7
	12	16.9	7.6	2.8	5.6
1969	1	14.7	8.8	3.4	6.9
	2	14.7	12.4	5.1	5.4
	3	12.1	10.2	6.3	8.2
	4	17.7	13.3	14.6	13.3
	5	14.5	11.3	17.4	14.7
	6	17.0	13.3	22.4	16.1
	7	12.3	6.4	24.0	17.9
	8	21.4	10.6	21.3	12.4
	9	22.5	9.9	18.6	10.9
	10	7.9	7.8	15.0	8.1
	11	15.2	9.2	9.5	4.6
	12	13.3	8.7	3.6	6.7
1970	1	10.0	8.6	1.1	4.7
	2	7.8	7.7	5.5	7.8
	3	13.1	8.7	9.6	10.5
	4	12.6	9.0	15.2	10.6
	5	9.8	6.2	18.4	13.3
	6	20.2	7.6	21.0	13.4
	7	19.6	5.1	23.2	16.3
	8	14.8	5.5	22.8	13.3
	9	7.3	3.4	21.8	13.4
	10	25.0	6.2	15.6	8.0
	11	12.2	7.3	6.2	4.2
	12	8.9	5.2	5.3	5.6
1971	1	20.1	8.6	4.9	4.8
	2	20.7	12.4	5.2	8.7
	3	18.4	13.5	7.2	8.9
	4	8.3	9.3	13.1	13.9
	5	10.4	8.2	16.8	13.4
	6	17.4	5.6	22.2	15.6
	7	22.0	6.9	21.9	11.6
	8	9.9	11.1	22.2	13.3
	9	17.4	5.6	20.1	9.7

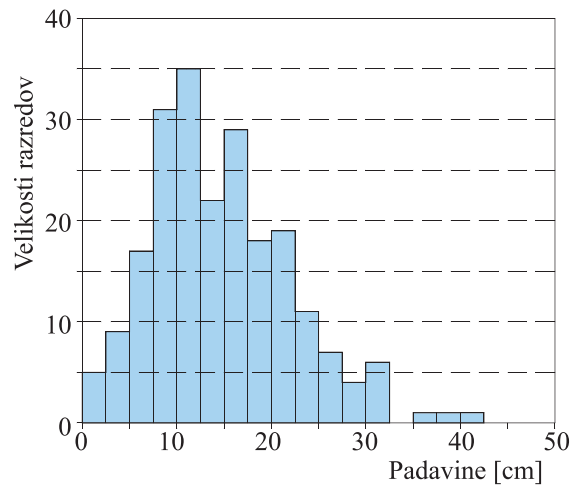
Podatke o temperaturi in padavinah lahko grafično prikažemo s črtnim diagramom (slika 2.1). Iz črtnega diagrama lahko razberemo, da se temperatura zelo značilno periodično spreminja, medtem ko za padavine tako izrazite periodičnosti ni.



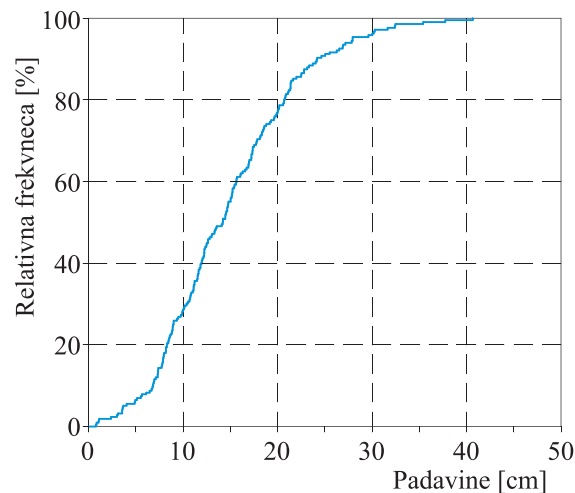
Slika 2.1: Črtni diagram podatkov o temperaturi in padavinah

S histogramom frekvenc na sliki 2.2 in kumulativnim frekvenčnim diagramom na sliki 2.3 prikazujemo podatke o padavinah. Pri pripravi histograma podatke razvrstimo v 18 enako velikih razredov: $0 - 2.5$, $2.5 - 5$, \dots , $42.5 - 45$. Na slikah lahko vidimo, da iz črtnega diagrama ne moremo sklepati o značilnostih podatkov, medtem ko nam druga dva diagrama o padavinah povesta že nekaj več.

Iz histograma frekvenc po razredih (slika 2.2) lahko vidimo, da so bile mesečne padavine večinoma med 10 in 20 cm. Iz te slike vidimo tudi, da so padavine okoli 40 cm zelo redek pojav. Iz kumulativnega diagrama relativnih frekvenc (slika 2.3) lahko zaključimo, da je bila polovica mesečnih padavin manjša od približno 15 cm. Kot bomo prikazali pozneje, je ta količina ena izmed mer pričakovane vrednosti (mediana). Kumulativni diagram relativnih frekvenc je primeren tudi za ugotavljanje, ali podatki ustrezajo eni izmed poznanih porazdelitev, kar bomo spoznali v [Poglavju o preizkušanju domnev](#).

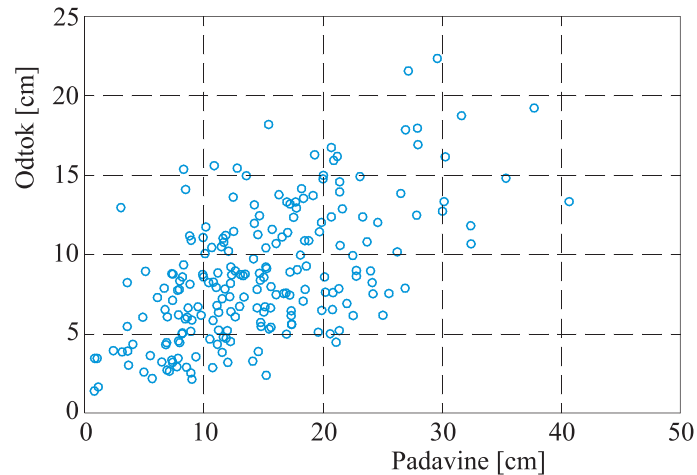


Slika 2.2: Histogram frekvenc podatkov o padavinah



Slika 2.3: Kumulativni diagram relativnih frekvenc podatkov o padavinah

Odvisnost med padavinami in odtokom padavin lahko prikažemo v točkovnem diagramu, ki ga prikazujemo na sliki 2.4.



Slika 2.4: Točkovni diagram podatkov o padavinah in odtoku

2.2 Numerične predstavitve vzorcev

Numerične predstavitve vzorcev so mere pričakovane vrednosti (imenujemo jih tudi mere centralne tendence, mere srednje vrednosti ali mere matematičnega upanja), mere razpršenosti oziroma variabilnosti, mere asimetričnosti in mere sploščenosti.

Najbolj običajna mera pričakovane vrednosti je aritmetična sredina ali povprečje \bar{X} , ki jo izračunamo po enačbi

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (2.1)$$

Druga možna mera srednje vrednosti je **mediana** X_M ali Me_X , ki predstavlja tisto vrednost količine X , da je 50 % elementov vzorca manjših od nje. Mediano vzorca določimo tako, da elemente x_i najprej razvrstimo po velikosti. Če je velikost vzorca liho število $n = 2m + 1$, je mediana kar element x_{m+1} , če pa je velikost vzorca sodo število $n = 2m$, mediano določimo kot povprečje med srednjima dvema elementoma x_m in x_{m+1}

$$X_M = Me_X = \begin{cases} x_{m+1} & \text{za liho velikost vzorca.} \\ \frac{1}{2}(x_m + x_{m+1}) & \text{za sodo velikost vzorca} \end{cases} \quad (2.2)$$

Mera srednje vrednosti je tudi **geometrijska sredina** \bar{X}_g ali M_{GX} , ki jo izračunamo po enačbi

$$\bar{X}_g = M_{GX} = \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{\frac{1}{n}}. \quad (2.3)$$

Tudi mer razpršenosti je več. Najbolj preprosta je srednja vrednost absolutnih odklonov od srednje vrednosti,

$$d_X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{X}|. \quad (2.4)$$

Verjetno najpogosteje uporabljena je **varianca** S_X^2 , ki predstavlja srednjo vrednost kvadratov odklonov od povprečja

$$S_X^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2. \quad (2.5)$$

Za izračun variance večjega vzorca je bolje, da zadnjo enačbo nekoliko preuredimo:

$$S_X^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 2x_i\bar{X} + \bar{X}^2) = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - 2\bar{X} \sum_{i=1}^n x_i + \bar{X}^2 \sum_{i=1}^n 1 \right). \quad (2.6)$$

Če upoštevamo (2.1), lahko zadnjo enačbo zapišemo v obliki

$$S_X^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \bar{X}^2. \quad (2.7)$$

Kot bomo pokazali v poglavju **Vzorčenje**, varianca S_X^2 v povprečju nekoliko podcenjuje varianco celotne populacije, zato moramo vpeljati varianco S_X^{*2} , ki je nepristranska

$$S_X^{*2} = \frac{n}{n-1} S_X^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2. \quad (2.8)$$

Standardni deviaciji S_X oz. S_X^* vzorca imata bistveno prednost pred variancama v tem, da ju merimo z istimi enotami kot vrednosti same. Zato je pomen standardne deviacije bolj nazoren. Standardni deviaciji izračunamo po enačbah

$$S_X = \sqrt{S_X^2} \text{ oziroma } S_X^* = \sqrt{S_X^{*2}}. \quad (2.9)$$

Naslednja mera disperzije je brezdimenzionalna, izračunamo jo po enačbi

$$V_X = \frac{S_X}{\bar{X}}, \quad (2.10)$$

imenujemo pa **koeficient variacije**.

Razpršenost lahko opišemo tudi z območjem, v katerem ležijo vse vrednosti vzorca. Spodnja meja območja je najmanjši člen vzorca, zgornja meja pa največji člen vzorca. To območje imenujemo **variacijski** ali **totalni razmik** VR_X in prikažemo z dvema mejama

$$VR_X = \left[\min_{i=1}^n(x_i), \max_{i=1}^n(x_i) \right]. \quad (2.11)$$

Mero asimetrije izračunamo po enačbi

$$g_{X1} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^3}{S_X^3}. \quad (2.12)$$

Mera asimetrije g_{X1} je enaka nič, če so podatki razporejeni simetrično okoli srednje vrednosti \bar{X} .

Mero za koničastost oziroma sploščenost imenujemo koeficient kurtosis² in jo izračunamo po enačbi

$$g_{X2} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^4}{S_X^4}. \quad (2.13)$$

Običajno g_{X2} primerjamo s številko 3, ki je značilna za **normalno porazdelitev** podatkov, ki jo bomo spoznali v naslednjih poglavjih. Zato lahko definiramo mero za sploščenost tudi z drugim koeficientom kurtosis po naslednji enačbi:

$$\tilde{g}_{X2} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^4}{S_X^4} - 3 = g_{X2} - 3. \quad (2.14)$$

Povezavo med dvema skupinama podatkov lahko določimo s kovarianco vzorca, ki jo izračunamo po enačbi

$$S_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})(y_i - \bar{Y})}{n}. \quad (2.15)$$

Tudi to enačbo lahko zapišemo v drugi obliki:

$$S_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{n} - \bar{X} \bar{Y}. \quad (2.16)$$

Brezdimenzionalna mera povezanosti med dvema skupinama podatkov je korelacijski koeficient R_{XY}

$$R_{XY} = \frac{S_{XY}}{S_X S_Y}. \quad (2.17)$$

Vrednost korelacijskega koeficienta je med -1 in 1 , pri čemer vrednosti blizu ena pomenijo močno linearno povezavo (oziroma korelacijo) med dvema skupinama podatkov, kar pomeni, da večja vrednost ene

²Izraz izvira iz grške besede *kyrtosis*, ki pomeni konveksnost.

količine pogojuje večjo vrednost druge. Negativna korelacija pomeni, da večje vrednosti ene količine pogojujejo manjše vrednosti druge. Če je vrednost R_{XY} okoli nič, pomeni, da linearne povezave med podatki ni.

Primer 2.2: Določimo vse naštetje numerične mere za podatke iz primera 2.1. Izračunajmo tudi kovarianco med vsemi količinami!

Rešitev: Z računalniškim programom EXCEL smo določili numerične predstavitve podatkov za vse štiri obravnavane podatke, kar prikazujemo v naslednji preglednici. Pri tem smo uporabili naslednje ukaze:

AVERAGE	povprečje,
MEDIAN	mediana,
GEOMEAN	geometrijska sredina,
MIN in MAX	najmanjša in največja vrednost,
STDEV	standardni odklon oziroma standardna deviacija,
GEOMEAN	geometrijska sredina,
SKEW	koeficient asimetrije,
KURT	koeficient sploščenosti,
COVAR	kovarianca,
CORREL	korelacijski koeficient.

Preglednica 2.2: Numerični opis podatkov

Mere za opis podatkov	Padavine [cm]	Odtok [cm]	Temperatura [°C]	Izhlapevanje [cm]
povprečje	14.76	8.72	13.89	10.62
mediana	14.20	8.20	14.53	10.66
geometrijska sredina	12.66	7.71	11.55	9.52
najmanjša vrednost	0.79	1.40	1.06	2.67
največja vrednost	40.67	22.35	25.00	20.88
standardna deviacija	7.34	4.13	7.03	4.55
koeficient variacije	0.497	0.473	0.506	0.429
srednji absolutni odklon	5.81	3.30	6.24	3.96
asimetričnost g_1	0.68	0.64	-0.13	0.07
sploščenost \tilde{g}_2	0.51	0.12	-1.39	-1.16

Iz preglednice lahko odčitamo mere srednje vrednosti, razpršenosti, asimetričnosti in sploščenosti.

Tudi korelacijski koeficient izračunamo s programom EXCEL in prikazujemo v naslednji preglednici.

Preglednica 2.3: Korelacijski koeficienti

	Padavine	Odtok	Temperatura	Izhlapevanje
Padavine	/	0.590	-0.068	-0.088
Odtok	0.590	/	-0.243	-0.071
Temperatura	-0.068	-0.243	/	0.858
Izhlapevanje	-0.088	-0.071	0.858	/

Očitno je, da sta temperatura in izhlapevanje močno linearno povezana, relativno močno sta povezana tudi količina padavin in odtok vode. Vidimo, da linearne povezave med drugimi pari podatkov skoraj ni, oziroma obstaja majhna negativna linearna povezava. Ali je ta povezava statistično pomembna oziroma značilna, bomo bomo obravnavali v [Poglavju o preizkušanju domnev](#).

3 Verjetnostni račun

3.1 Uvod

Verjetnostni račun predstavlja matematične temelje za statistiko. Osnovni pojmi verjetnostnega računa so **poskus**, **dogodek** in **verjetnost dogodka**. V nadaljevanju pa spoznamo tudi pojme **slučajna spremenljivka**, **porazdelitvena funkcija** in drugo.

Zakaj verjetnostni račun in statistika? Večina stvari, ki jih obravnavamo, ni gotovih. Verjetnostni račun je veja matematike, s katero obravnavamo dogodke, ki se bolj ali manj **verjetno** zgodijo.

Pokažimo na nekaj primerov iz vsakodnevnega (televizijskega) življenja, kjer je naključnost pojavov premalo poudarjena:

Vremensko napoved napovedovalci običajno podajo z izjavo, kot je na primer: „*Jutri bo sončno*.“ Naslednji dan smo vsi razočarani, če je vreme slabo. Če bi napovedovalec izjavil „*Verjetno bo jutri sončno*“ ali pa „*Jutri bo sončno z verjetnostjo 90 %*“, bi bila izjava ustrežnejša, saj bi s tem poudaril, da je vreme v veliki meri naključen pojav, ki ga je s popolno gotovostjo nemogoče napovedati.

Športni napovedovalci pogosto izjavijo: „*Zapravil je 100-odstotno priložnost!*“ Če bi bila priložnost 100-odstotna, bi je športnik ne zapravil. Natančnejša analiza bi pokazala, da športniki tako imenovano 100-odstotno priložnost morda izkoristijo le v 90 % primerov. Športni novinar bi torej moral izjaviti „*Zapravil je 90-odstotno priložnost!*“ ali pa vzklik spremeniti: „*Zapravil je zelo lepo priložnost!*“

Tudi v gradbeništvu je mnogo primerov, kjer se premalo zavedamo, da so pojavi naključni. En tak primer je projektiranje konstrukcij, pri čemer projektant vedno uporablja deterministične podatke o konstrukciji in obtežbi, čeprav so predvsem podatki o obtežbi in trdnosti materiala slučajne spremenljivke s sorazmerno veliko razpršenostjo.

3.2 Dogodek

Poskus je splet pojavov, ki ga sprožimo in opazujemo ali pa le opazujemo. Rezultat poskusa je dogodek. Enaki poskusi oziroma ponovitve poskusa lahko privedejo do različnih dogodkov. Dogodke označujemo

z velikimi tiskanimi črkami $A, B \dots$

Dogodek je **gotov dogodek**, če se zgodi ob vsaki ponovitvi poskusa. Tak dogodek označimo z G . Dogodek je **nemogoč**, če se nikoli ne zgodi. Tak dogodek označimo z N . Vsi drugi dogodki so **naključni**.

Zapišimo nekaj zvez med dogodki.

Način dogodka: Če se dogodek B zgodi vedno, ko se zgodi dogodek A , potem je dogodek A način dogodka B . To zvezo označimo takole:

$$A \subset B.$$

Poglejmo primer: če pri metanju kocke vržemo tri pike, je ta dogodek način dogodka, da vržemo liho število pik.

Enakost dogodkov: Če se dogodek A zgodi vedno, ko se zgodi dogodek B , in se dogodek B zgodi vedno, ko se zgodi dogodek A , potem sta dogodka enaka

$$A \subset B \quad \text{in} \quad A \supset B \quad \iff \quad A = B.$$

Vsota dogodkov: Dogodek, da se zgodi vsaj eden od dogodkov A in B , imenujemo vsota dogodkov in označimo takole:

$$A \cup B \quad \text{ali} \quad A + B.$$

Na primeru meta kocke lahko ilustriramo pomen vsote dogodkov takole: dogodek A pomeni lihi rezultat meta kocke $\{1, 3, 5\}$, dogodek B pa primer, ko vržemo manj kot štiri pike $\{1, 2, 3\}$. Vsota $A \cup B$ je dogodek, ki ustreza naslednjim rezultatom meta kocke: $\{1, 2, 3, 5\}$.

Poleg komutativnosti in asociativnosti dogodkov,

$$A \cup B = B \cup A, \quad (A \cup B) \cup C = A \cup (B \cup C),$$

veljata še ti zvezi:

$$A \cup N = A, \quad A \cup G = G.$$

Produkt dogodkov: Dogodek, da se sočasno zgodita dva dogodka, imenujemo produkt dogodkov in označimo takole:

$$A \cap B \quad \text{ali} \quad AB.$$

Na primeru meta kocke lahko ilustriramo pomen produkta dogodkov takole: dogodek A pomeni lihi rezultat meta kocke $\{1, 3, 5\}$, dogodek B pa primer, ko vržemo manj kot štiri pike $\{1, 2, 3\}$. Produkt $A \cap B$ predstavlja dogodek, ki vključuje rezultata ena in tri.

Poleg komutativnosti in asociativnosti dogodkov,

$$A \cap B = B \cap A, \quad (A \cap B) \cap C = A \cap (B \cap C),$$

veljajo še naslednje zveze:

$$A \cap N = N, \quad A \cap G = A$$

in

$$(A \cap B) \cup C = (A \cup C) \cap (B \cup C), \quad (A \cup B) \cap C = (A \cap C) \cup (B \cap C).$$

Nezdružljivost dogodkov: Dva dogodka sta **nezdružljiva**, če se ne moreta zgoditi sočasno. Na primer: če mečemo kocko, je dogodek, da vržemo število tri, nezdružljiv z dogodkom, da vržemo število pet. To preprosto pomeni, da ne moremo hkrati vreči števila tri in pet. Za nezdružljiva dogodka velja, da je njun produkt nemogoč dogodek,

$$A \cap B = N.$$

Nasprotni dogodek: Dogodek \bar{A} je nasproten dogodku A , če se zgodi vedno, kadar se dogodek A ne zgodi. To pomeni, da se vedno zgodi vsaj eden od dogodkov A in \bar{A} . Na primer: če mečemo kocko, je dogodek, da vržemo manj kot šest pik, nasproten dogodku, da vržemo šest pik. Za nasprotna dogodka velja, da je njun produkt nemogoč, njuna vsota pa gotov dogodek,

$$A \cap \bar{A} = N, \quad A \cup \bar{A} = G. \tag{3.1}$$

Zapišimo še vsoto in produkt dveh nasprotnih dogodkov:

$$\bar{A} \cap \bar{B} = \overline{A \cup B}, \quad \bar{A} \cup \bar{B} = \overline{A \cap B},$$

kar z besedami povemo takole: nasprotni dogodek vsote dveh dogodkov A in B je produkt nasprotnih dogodkov \bar{A} in \bar{B} in obratno, nasprotni dogodek produkta dveh dogodkov A in B je vsota nasprotnih dogodkov \bar{A} in \bar{B} .

Elementarni dogodek: Dogodek, ki ga ne moremo zapisati kot vsoto dogodkov, je elementarni dogodek, na primer pri metu kocke dogodek, da pade določeno število pik.

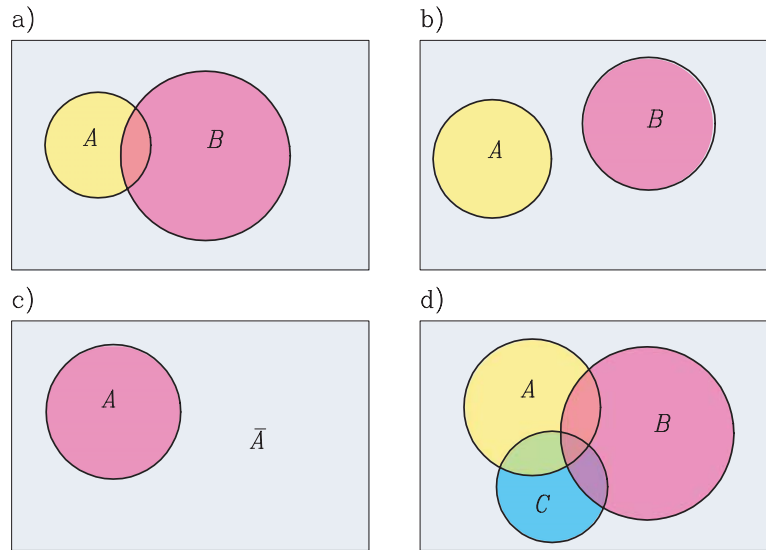
Popolni sistem dogodkov: Množica n dogodkov je popolni sistem dogodkov, če se pri vsaki ponovitvi dogodka zgodi natanko en iz te množice. To pomeni, da so vsi dogodka v popolnem sistemu nezdružljivi, njihova vsota pa je gotov dogodek,

$$A_i \cap A_j = N, \quad i \neq j, \quad A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n = G.$$

Enega od značilnih popolnih sistemov dogodkov sestavljata poljubni dogodek A in njemu nasprotni dogodek \bar{A} (glej enačbi (3.1)).

Za prikaz dogodkov v množici dogodkov pogosto uporabimo diagram Johna Venna¹ (Vennov diagram). Primere Venovega diagrama za dva nezdružljiva, dva združljiva dogodka, za nasprotni dogodek in tri združljive dogodke prikazujemo na sliki 3.1.

Vsoto vseh možnih dogodkov, ki je seveda gotov dogodek, imenujemo tudi **verjetnostni prostor**.



Slika 3.1: Diagrami Johna Venna: a) dva združljiva dogodka
 b) dva nezdružljiva dogodka
 c) dogodek in njemu nasprotni dogodek
 d) trije združljivi dogodki

3.3 Verjetnost dogodka

Poznamo več definicij verjetnosti dogodka.

Statistična definicija verjetnosti dogodka: Opazujemo zaporedje enakih poskusov in zapisujemo število ponovitev dogodka n_A glede na vse ponovitve dogodka n . Kvocient n_A/n se pri velikem številu ponovitev poskusa ustali pri nekem številu, ki ga definiramo kot verjetnost dogodka A in označimo s $P[A]$:

$$P[A] = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n_A}{n}. \quad (3.2)$$

¹John Venn, angleški matematik (1834–1923).

Najbolj znan je poskus z zaporedjem metanjem kovanca. Naredili in dokumentirali so ga znani matematiki, začetniki verjetnostnega računa in statistike: Buffon², Morgan³ in Pearson.⁴ Rezultate njihovih poskusov prikazujemo v preglednici 3.1.

Preglednica 3.1: Rezultati metanja (in lovljenja) kovanca

Izvajalec poskusov	Število metov	Število grbov	Število števil	Relativna frekvenca	
				grbov	števil
Buffon (1707–1788)	4 040	2 060	1 980	0.5100	0.4900
Morgan (1806–1871)	4 090	2 047	2 043	0.5005	0.4995
Pearson (1857–1936)	12 000	6 019	5 981	0.5016	0.4984
Pearson (1857–1936)	24 000	12 012	11 988	0.5005	0.4995
Mathematica (1998)	1 000 000	500 274	499 726	0.5003	0.4997

S programom Mathematica⁵ smo simulirali metanje kovanca. Opravili smo 1 000 000 ponovitev poskusa in vsakih 1000 ponovitev izračunali relativno frekvenco dogodka, da smo vrgli številko, in dogodka, da smo vrgli grb. Na sliki 3.2 vidimo, da se relativna frekvenca bliža 0.5, vendar tudi po tolikšnem številu ponovitev ni natančno 0.5. Čeprav je statistična definicija verjetnosti pomembna za razumevanje verjetnosti, ni primerna za osnovo verjetnostnega računa.

Tako definirana verjetnost dogodka, da smo vrgli številko, ni določeno število, saj predstavlja n ponovitev tega poskusa le **vzorec** iz neskončno velike **populacije**. Količine, ki jih določimo iz vzorca, ki ne zajema celotne populacije, so tudi naključne.

Drugače bi bilo, če bi bila populacija končno velika, kot je na primer končno število n izdelkov neke tovarne. Če vse te izdelke pregledamo in ugotovimo, da je n_A pokvarjenih, lahko zapišemo verjetnost dogodka A , da je poljubni izdelek te tovarne pokvarjen,

$$P[A] = \frac{n_A}{n}. \quad (3.3)$$

Klasična definicija verjetnosti dogodka: Opazujemo poskus, ki ima lahko n izidov, ki so vsi enako verjetni in nezdružljivi elementarni dogodki. Vsi možni izidi poskusa sestavljajo popolni sistem dogodkov.

²Georges Louis Leclerc Comte de Buffon, francoski matematik (1707–1788).

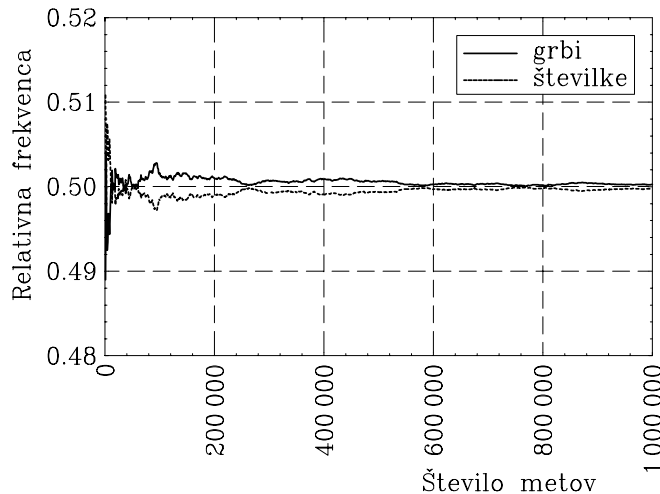
³Augustus De Morgan, angleški matematik (1806–1871).

⁴Karl Pearson, angleški matematik (1857–1936).

⁵ Simulacije, izvedene s programom MATHEMATICA:

```
stevil=0; grbov=0; vseh = 1000000;
Do[dogodek=Random[Integer]; If[dogodek==1, stevil++, grbov++], {i, vseh}]
Print["Stevil -> ", stevil, " Grbov -> ", grbov];
Print["P[stevil] = ", N[stevil/vseh], " P[grbov] = ", N[grbov/vseh]]
```

```
Stevil -> 500274 Grbov -> 499726
P[stevil] = 0.500274 P[grbov] = 0.499726
```

Slika 3.2: Relativna frekvenca pojava številke in grba

Vzemimo, da dogodek A predstavlja vsoto n_A izidov. V tem primeru definiramo verjetnost dogodka A z enačbo

$$P[A] = \frac{n_A}{n}.$$

Rečemo lahko, da je verjetnost dogodka kvocient za dogodek A ugodnih izidov n_A in vseh možnih izidov n . Pomanjkljivost te definicije verjetnosti je v predpostavki, da so izidi enako verjetni in nezdružljivi dogodki. V nekaterih primerih je to sicer upravičeno predpostaviti, v vseh pa ne.

Aksiomatična definicija verjetnosti dogodka: Za verjetnostni račun je ta definicija najpomembnejša. Definicija vključuje sistem treh aksiomov:

1. Verjetnost poljubnega dogodka leži med nič in ena:

$$0 \leq P[A] \leq 1.$$

2. Verjetnost gotovega dogodka je enaka ena:

$$P[G] = 1.$$

3. Verjetnost vsote dveh nezdružljivih dogodkov A in B je vsota njunih verjetnosti:

$$P[A \cup B] = P[A] + P[B].$$

Na osnovi teh aksiomov, lahko dokažemo vrsto izrekov, povezanih z verjetnostjo dogodkov. Na primer: Verjetnost vsote poljubnih dveh dogodkov A in B zapišemo z naslednjo enačbo

$$P[A \cup B] = P[A] + P[B] - P[A \cap B]. \quad (3.4)$$

To zvezo dokažemo tako, da vsoto dogodkov A in B zapišemo kot vsoto dveh nezdružljivih dogodkov takole:

$$A \cup B = A \cup (\bar{A} \cap B) \quad \rightarrow \quad P[A \cup B] = P[A] + P[\bar{A} \cap B]. \quad (3.5)$$

Nadalje zapišimo dogodek B kot vsoto nezdružljivih dogodkov:

$$\begin{aligned} B &= G \cap B = (A \cup \bar{A}) \cap B = (A \cap B) \cup (\bar{A} \cap B) \\ &\rightarrow \quad P[B] = P[A \cap B] + P[\bar{A} \cap B]. \end{aligned} \quad (3.6)$$

S primerjavo enačb (3.5) in (3.6) dobimo končno enačbo (3.4).

Enačbo lahko razširimo za verjetnost vsote treh dogodkov $P[A \cup B \cup C]$. Enačbo izpeljemo tako, da vsoto dogodkov A in B označimo z $D = A \cup B$ ter zapišemo verjetnost vsote dogodkov D in C :

$$P[A \cup B \cup C] = P[D \cup C] = P[D] + P[C] - P[D \cap C]. \quad (3.7)$$

Sedaj zapišimo še verjetnosti dogodkov $D = A \cup B$ in $D \cap C = (A \cap C) \cup (B \cap C)$:

$$\begin{aligned} P[D] &= P[A \cup B] = P[A] + P[B] - P[A \cap B], \\ P[D \cap C] &= P[(A \cap C) \cup (B \cap C)] = P[A \cap C] + P[B \cap C] - P[A \cap B \cap C]. \end{aligned} \quad (3.8)$$

Enačbi (3.8) vstavimo v (3.7) in dobimo končni izraz

$$\begin{aligned} P[A \cup B \cup C] &= P[A] + P[B] + P[C] \\ &\quad - P[A \cap B] - P[A \cap C] - P[B \cap C] + P[A \cap B \cap C]. \end{aligned} \quad (3.9)$$

Na podoben način lahko izpeljemo izraz za verjetnost vsote poljubnega števila dogodkov.

Pokažimo še, kako verjetnost nasprotnega dogodka $P[\bar{A}]$ izrazimo z verjetnostjo $P[A]$. Upoštevamo, da je vsota dogodka A in nasprotnega dogodka \bar{A} gotov dogodek G in da sta dogodka A in \bar{A} nezdružljiva, ter zapišemo

$$P[G] = P[A \cup \bar{A}] = P[A] + P[\bar{A}] = 1 \quad \rightarrow \quad P[\bar{A}] = 1 - P[A]. \quad (3.10)$$

Zadnja definicija verjetnosti je **izkustvena** oziroma **subjektivna**. Čeprav je s stališča verjetnostnega računa najmanj uporabna, je zelo pogosto uporabljena. Pogosto rečemo, da je en dogodek bolj ali manj verjeten od drugega. Večkrat je taka izjava čisto subjektivna, včasih pa temelji na analizi podobnih dogodkov v preteklosti.

Primer 3.1: *Hkrati mečemo dve pošteni igralni kocki. Določimo verjetnost, da je vsota pik na kockah enaka štiri po vseh štirih definicijah verjetnosti.*

Rešitev: Najprej določimo verjetnost po *statistični definiciji*. Kocki vržemo mnogokrat (na primer milijonkrat). Preštejemo, kolikokrat je bila vsota enaka štiri, in uporabimo enačbo (3.2). Pri zelo velikem številu ponovitev meta in z zelo poštenimi kockami dobimo verjetnost $P[A] \approx 1/12$. To smo naredili s

programom MATHEMATICA⁶ in za 1 000 000 ponovitev poskusa meta dveh kock izračunali, da je verjetnost, da je bila vsota enaka štiri, enaka 0.0838, medtem ko je teoretična vrednost enaka $1/12 = 0.083\bar{3}$.

Klasična definicija: Vseh možnih izidov metanja dveh kock je $N = 6^2 = 36$. Vsi izidi, pri katerih je vsota enaka 4, so $(1, 3)$, $(2, 2)$ in $(3, 1)$. Število izidov z iskanim rezultatom je torej $N_A = 3$. Po enačbi (3.3) izračunamo verjetnost $P[A] = 3/36 = 1/12$.

Aksiomatična definicija: Dogodek A , da je vsota pik na obeh kockah enak štiri, je sestavljen iz treh med seboj nezdružljivih dogodkov: A_1 – na obeh kockah sta dve piki, A_2 – na prvi je ena pika, na drugi pa tri pike in A_3 – na prvi kocki so tri pike in na drugi ena. Verjetnost vsakega od treh dogodkov je enaka $P[A_i] = 1/36$. Po tretjem aksiomu velja, da je verjetnost sestavljenega dogodka $P[A] = P[A_1 \cup A_2 \cup A_3] = P[A_1] + P[A_2] + P[A_3] = 3/36 = 1/12$.

Subjektivna definicija: Izkušen kokkar bo brez obotavljanja in računanja dejal: „Verjetnost je nekaj več kot 8 %.“

3.3.1 Pogojna verjetnost

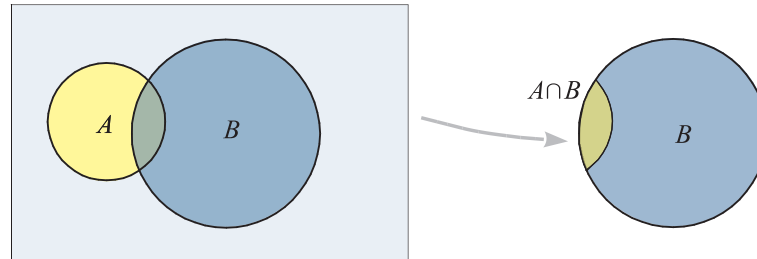
Vzemimo, da imamo dva dogodka A in B , ki se zgodita z verjetnostima $P[A]$ in $P[B] > 0$. Verjetnost, da se zgodi dogodek A , ob pogoju, da se je zgodil dogodek B , imenujemo **pogojna verjetnost** in jo označimo z izrazom $P[A|B]$. Podobno $P[B|A]$ predstavlja pogojno verjetnost dogodka B ob pogoju, da se je zgodil dogodek A .

Izraz za določitev pogojne verjetnosti $P[A|B]$ lahko izpeljemo na več načinov. Pri uporabi aksiomatične definicije verjetnosti, rečemo, da če se je zgodil dogodek B , potem ni več naključen, ampak gotov, torej ima verjetnost ena. Lahko rečemo, da se je verjetnostni prostor skrčil na dogodek B , kar grafično prikazujemo na sliki 3.3.

⁶Simulacije, izvedene s programom MATHEMATICA:

```
Vsotaje4 = 0; Vsehposkusov = 1000000;
Do[Prvimet = Random[Integer,5]+1; Drugimet = Random[Integer,5]+1;
  Vsota = Prvimet + Drugimet; If[Vsota==4,Vsotaje4++,{i,Vsehposkusov}]];
Print["P[Vsota je 4] = ", N[Vsotaje4/Vsehposkusov]];

P[Vsota je 4] = 0.083795
```



Slika 3.3: Verjetnostni prostor se je skrčil na dogodek B

Zato verjetnost, da se zgodi dogodek A , ob pogoju, da se je zgodil dogodek B , določimo tako, da verjetnost, da se zgodi produkt dogodkov A in B , delimo z verjetnostjo dogodka B :

$$P[A|B] = \frac{P[A \cap B]}{P[B]} \quad \rightarrow \quad P[A|B] P[B] = P[A \cap B]. \quad (3.11)$$

Pri uporabi klasične definicije verjetnosti rečemo, da je možnih n izidov. Denimo, da se dogodek B zgodi n_B -krat, produkt dogodkov $A \cap B$ pa n_{AB} -krat. Verjetnosti dogodkov B in $A \cap B$ sta

$$P[B] = \frac{n_B}{n}, \quad P[A \cap B] = \frac{n_{AB}}{n}. \quad (3.12)$$

Verjetnost, da se je zgodil dogodek A pri pogoju, da se je zgodil dogodek B po klasični definiciji verjetnosti lahko zapišemo z izrazom

$$P[A|B] = \frac{n_{AB}}{n_B} = \frac{\frac{n_{AB}}{n}}{\frac{n_B}{n}},$$

ob upoštevanju (3.12) pa s končno enačbo

$$P[A|B] = \frac{P[A \cap B]}{P[B]}.$$

Neodvisnost dogodkov. Dva dogodka sta medsebojno neodvisna, če je njuna pogojna verjetnost enaka brezpogojni verjetnosti

$$P[A] = P[A|B], \quad P[B] = P[B|A].$$

Iz izraza (3.11) in pogoja za neodvisnost dogodkov sledi, da je verjetnost produkta dveh neodvisnih dogodkov produkt verjetnosti teh dveh dogodkov,

$$P[A] = P[A|B] = \frac{P[A \cap B]}{P[B]} \quad \rightarrow \quad P[A \cap B] = P[A] P[B].$$

Primer 3.2: Vzemimo, da je verjetnost dogodka A enaka 0.6 ($P[A] = 0.6$), verjetnost vsote dogodkov $A \cup B$ pa 0.8 ($P[A \cup B] = 0.8$).

- a) Določimo verjetnost dogodka B , če sta dogodka A in B nezdružljiva.
 b) Določimo verjetnost dogodka B , če sta dogodka A in B neodvisna.

Rešitev:

- a) Zaradi nezdružljivosti dogodkov A in B lahko verjetnost vsote dveh dogodkov izračunamo kot vsoto verjetnosti teh dveh dogodkov (3. aksiom),

$$P[A \cup B] = P[A] + P[B] \quad \rightarrow \quad P[B] = P[A \cup B] - P[A] = 0.8 - 0.6 = 0.2.$$

- b) Za poljubne neodvisne dogodke moramo verjetnost vsote dveh dogodkov zapisati po enačbi (3.4), pri čemer pa upoštevamo, da je zaradi neodvisnosti dogodkov verjetnost produkta dveh dogodkov enaka produktu verjetnosti,

$$P[A \cup B] = P[A] + P[B] - P[A \cap B] = P[A] + P[B] - P[A] P[B]$$

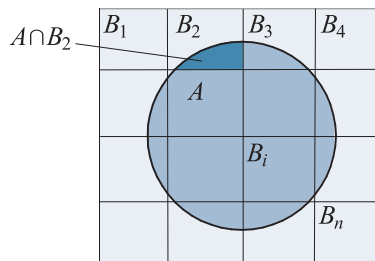
$$\rightarrow P[B] = \frac{P[A \cup B] - P[A]}{1 - P[A]} = \frac{0.8 - 0.6}{1 - 0.6} = 0.5.$$

Vidimo, da je verjetnost dogodka B v prvem in drugem primeru drugačna. Pomembno je, da vemo, ali so dogodki neodvisni ali pa nezdružljivi in to pravilno upoštevamo.

3.3.2 Popolna verjetnost dogodka

Vzemimo, da $B_i, (i = 1, \dots, n)$ sestavljajo popolni sistem dogodkov. Dogodek A lahko zapišemo kot vsoto nezdružljivih dogodkov (glej sliko 3.4):

$$A = \sum_{i=1}^n A \cap B_i \quad \rightarrow \quad P[A] = \sum_{i=1}^n P[A \cap B_i].$$



Slika 3.4: Dogodek A lahko sestavimo iz posameznih dogodkov $A \cap B_i$

Ob upoštevanju izraza (3.11) lahko enačbo za določitev verjetnosti dogodka A zapišemo z izrazom za popolno verjetnost dogodka,

$$P[A] = \sum_{i=1}^n P[A|B_i] P[B_i]. \quad (3.13)$$

3.3.3 Bayesov obrazec

Vzemimo, da B_i , ($i = 1, \dots, n$) sestavljajo popolni sistem dogodkov. Ugotovimo, kolikšna je verjetnost dogodka B_j , pri pogoju, da se je zgodil dogodek A . Pogojna verjetnost $P[B_j|A]$ je

$$P[B_j|A] = \frac{P[B_j \cap A]}{P[A]}$$

in ob upoštevanju izrazov (3.11) in (3.13)

$$P[B_j|A] = \frac{P[A|B_j] P[B_j]}{\sum_{i=1}^n P[A|B_i] P[B_i]}. \quad (3.14)$$

Enačbo (3.14) imenujemo **Bayesov obrazec**.⁷

Primer 3.3: Okuženost s HIV (*human immunodeficiency virus*). Testiranje okuženosti je na prvi pogled izredno zanesljivo. Le v enem izmed 20 000 testiranj se zgodi, da je rezultat pozitiven, bolnik pa ni okužen. Podobno se zgodi le enkrat v 30 000 primerih, da je test negativen, bolnik pa je okužen. Vzemimo, da je v testirani populaciji okužen eden na 10 000 ljudi. Ugotovimo, kolikšna je verjetnost, da je bolnik okužen, če je test pozitiven.

Rešitev: Zapišimo dogodke in njihove verjetnosti:

dogodek A :	bolnik je okužen	$P[A] = 1/10\,000 = 0.000100$
dogodek $\bar{T} A$:	test je negativen ob tem, da je bolnik okužen	$P[\bar{T} A] = 1/30\,000 = 0.000033$
dogodek $T A$:	test je pozitiven ob tem, da je bolnik okužen	$P[T A] = 1 - 1/30\,000 = 0.999967$
dogodek $T \bar{A}$:	test je pozitiven ob tem, da bolnik ni okužen	$P[T \bar{A}] = 1/20\,000 = 0.000050$
dogodek T :	test je pozitiven	$P[T] = ?$
dogodek $A T$:	bolnik je okužen, če je test pozitiven	$P[A T] = ?$

Najprej izračunajmo verjetnost, da je test pozitiven $P[T]$ ob predpostavki, da je verjetnost okuženosti v testirani populaciji le 0.000100. Uporabimo izraz za popolno verjetnost (3.13), kjer popolni sistem dogodkov predstavljata dogodka A in \bar{A} :

$$\begin{aligned} P[T] &= P[T|A] P[A] + P[T|\bar{A}] P[\bar{A}] = P[T|A] P[A] + P[T|\bar{A}] (1 - P[A]) \\ &= 0.999967 \times 0.000100 + 0.000050 \times (1 - 0.000100) = 0.000150. \end{aligned}$$

⁷Thomas Bayes, angleški matematik (1702–1761).

Vidimo, da je verjetnost, da je test pozitiven (dogodek T), večja od verjetnosti, da je bolnik okužen (dogodek A).

Verjetnost, da je bolnik okužen, če je test pozitiven (dogodek $A|T$), izračunamo z Bayesovim obrazcem (3.14):

$$\begin{aligned} P[A|T] &= \frac{P[T|A] P[A]}{P[T|A] P[A] + P[T|\bar{A}] (1 - P[A])} \\ &= \frac{0.999967 \times 0.000100}{0.999967 \times 0.000100 + 0.000050 \times (1 - 0.000100)} = 0.667. \end{aligned}$$

Dobili smo relativno majhno verjetnost. Velja torej, da je verjetnost, da je bolnik okužen, če je test pozitiven, le 0.667. Ta rezultat je posledica verjetnosti, da je bolnik okužen (dogodek A), ki je zelo majhna. Če bi bila ta verjetnost večja, bi se tudi verjetnost dogodka $A|T$ povečala. Če bi bila ta verjetnost $P[A] = 0.5$, bi bila verjetnost, da je bolnik okužen, če je test pozitiven, enaka $P[A|T] = 0.99995$.

4 Slučajne spremenljivke

Slučajna spremenljivka lahko zavzame različne vrednosti. Katero vrednost v obravnavanem dogodku oziroma trenutku zavzame, je odvisno od naključja. Slučajne spremenljivke označujemo z velikimi tiskanimi črkami X, Y, Z, \dots , vrednosti, ki jih le-te zavzamejo, pa z malimi črkami x, y, z, \dots . Rečemo lahko na primer, da slučajna spremenljivka X zavzame vrednost x .

Primer: Vzemimo, da je število pik, ki jih lahko vržemo s kocko, slučajna spremenljivka X . Ta slučajna spremenljivka ima lahko vrednosti $x = 1, 2, 3, 4, 5$ ali 6 .

Vse vrednosti, ki jih slučajna spremenljivka lahko zavzame, sestavljajo **zalogo vrednosti** slučajne spremenljivke. Zaloga vrednosti je lahko končno ali neskončno število diskretnih vrednosti ali pa končni ali neskončni interval realnih števil. V prvem primeru govorimo o **diskretni slučajni spremenljivki**, v drugem pa o **zvezni slučajni spremenljivki**. V nekaterih primerih je slučajna spremenljivka kombinirana, torej diskretno-zvezna.

Primeri diskretne slučajne spremenljivke so:

- število pik pri metu kocke,
- število vozil, ki peljejo v določenem časovnem obdobju po določeni cesti,
- število poplav v nekem kraju na določeno časovno obdobje,
- število parcel v naključno izbrani katastrski občini in drugo.

V vseh primerih diskretne slučajne spremenljivke vrednosti **štejemo**.

Primeri zvezne slučajne spremenljivke pa so:

- količina padavin v nekem kraju v nekem daljšem časovnem obdobju (na primer leto),
- čas, ki mine med dvema zaporednima poplavama,
- največja hitrost vetra na nekem mestu v določenem časovnem obdobju,
- tlačna trdnost betona,
- razdalja, izmerjena z razdaljemerom in drugo.

V vseh primerih zvezne slučajne spremenljivke vrednosti **merimo**.

Primer diskretno-zvezne spremenljivke je količina padavin v nekem kraju v določenem kratkem časovnem obdobju (na primer en dan). Zaloga vrednosti te slučajne spremenljivke zajema diskretno vrednost nič za dneve, ko ni padavin, in zvezno območje količine padavin za dneve, ko so padavine.

Podoben je primer škode, ki v nekem obdobju nastane zaradi naravne nesreče (poplava, zemeljski plaz, potres, ...). Verjetnost, da škoda ni, je na srečo večja od nič. Če se škoda zaradi naravne nesreče zgodi, seveda lahko zavzame poljubno zvezno vrednost, večjo od nič, če pa škoda ni, slučajna spremenljivka zavzame diskretno vrednost nič.

Vsaki vrednosti ali območju vrednosti slučajne spremenljivke lahko priredimo verjetnost, da bo slučajna spremenljivka imela to vrednost. Predpis, ki določa te verjetnosti, imenujemo **porazdelitveni zakon** oziroma **porazdelitev** slučajne spremenljivke.

4.1 Diskretne slučajne spremenljivke

Zaloga vrednosti diskretne slučajne spremenljivke X so določene diskretne vrednosti x_i , $i = 1, \dots, n$, lahko pa so tudi neštevilčne oznake, na primer barve, tipi vozila in drugo. Porazdelitev te spremenljivke opišemo z verjetnostmi p_i , da slučajna spremenljivka X zavzame vrednost x_i :

$$p_X(x_i) = p_i = P[X = x_i], \quad i = 1, \dots, n. \quad (4.1)$$

Funkcijo $p_X(x_i)$ imenujemo **verjetnostna funkcija** ali **verjetnostna masna funkcija** (angl. probability mass function – PMF). Ker slučajna spremenljivka ne more imeti sočasno dveh vrednosti in ker ne more imeti nobene druge vrednosti razen ene od x_i , so dogodki, da ima slučajna spremenljivka določene vrednosti, medsebojno nezdružljivi. Vsota dogodkov, da slučajna spremenljivka zavzame katerokoli vrednost iz zaloge vrednosti, je gotov dogodek.

1. Iz 1. aksioma sledi, da je p_i večja ali enaka nič in manjša ali enaka ena,

$$0 \leq p_i \leq 1.$$

2. Verjetnost vsote nezdružljivih dogodkov je enaka vsoti verjetnosti nezdružljivih dogodkov (3. aksiom). Verjetnost vsote vseh možnih dogodkov je enaka ena (2. aksiom),

$$\sum_{i=1}^n p_i = \sum_{i=1}^n P[X = x_i] = 1.$$

Posledica 3. aksioma je tudi zveza med verjetnostjo, da X zavzame vrednost med a in b , in verjetnostno funkcijo:

$$P[a < X \leq b] = \sum_{a < x_i \leq b} p_i.$$

Grafično lahko verjetnosti v enačbi (4.1) prikažemo s črtnim diagramom, kar bomo prikazali v primerih 4.2 in 4.3.

Porazdelitveno funkcijo $F_X(x)$ oziroma **kumulativno porazdelitveno funkcijo** (angl. cumulative distribution function – CDF) definiramo kot verjetnost, da slučajna spremenljivka zavzame vrednost, ki je manjša ali enaka x :

$$F_X(x) = P[X \leq x]. \quad (4.2)$$

Pri diskretnih slučajnih spremenljivkah je vrednost porazdelitvene funkcije $F_X(x)$ enaka vsoti verjetnosti, da slučajna spremenljivka X zavzame vrednost, manjšo ali enako x ,

$$F_X(x) = \sum_{x_i \leq x} p_i. \quad (4.3)$$

Graf porazdelitvene funkcije diskretne slučajne spremenljivke je stopničasta črta, kar bomo prikazali v primerih 4.2 in 4.3.

Za vse porazdelitvene funkcije velja, da so nepadajoče funkcije, ki so za $x \rightarrow -\infty$ enake nič, za $x \rightarrow \infty$ pa ena,

$$\lim_{x \rightarrow -\infty} F_X(x) = P[X < -\infty] = 0, \quad \lim_{x \rightarrow \infty} F_X(x) = P[X < \infty] = 1. \quad (4.4)$$

Primer 4.1: Izrazimo verjetnost, da slučajna spremenljivka X zavzame vrednost med a in b , kjer je $a < b$, s porazdelitveno funkcijo slučajne spremenljivke $F_X(x)$. Nato dokažimo, da je porazdelitvena funkcija nepadajoča.

Rešitev: Zapišimo verjetnost $P[a < X \leq b] = P[(a < X) \cap (X \leq b)]$ z verjetnostjo nasprotnega dogodka:

$$P[a < X \leq b] = 1 - P[\overline{(a < X) \cap (X \leq b)}] = 1 - P[(a \geq X) \cup (X > b)].$$

Ker sta dogodka $(a \geq X)$ in $(X > b)$ nezdružljiva, lahko uporabimo tretji aksiom in zapišemo

$$P[a < X \leq b] = 1 - P[X \leq a] - P[X > b] = 1 - P[X \leq a] - (1 - P[X \leq b]).$$

Ob upoštevanju definicije kumulativne funkcije sedaj napišemo končno enačbo:

$$P[a < X \leq b] = P[X \leq b] - P[X \leq a] = F_X(b) - F_X(a). \quad (4.5)$$

Z enačbo (4.5) lahko pokažemo, da je porazdelitvena funkcija nepadajoča. Vzemimo, da je $b = a + h$, kjer je $h \geq 0$, in to vstavimo v enačbo (4.5). Upoštevamo še prvi aksiom verjetnosti, ki zagotavlja, da je verjetnost poljubnega dogodka nenegativna,

$$P[a < X \leq a + h] = F_X(a + h) - F_X(a) \geq 0.$$

Iz zadnjega izraza sledi neenačba

$$F_X(a + h) \geq F_X(a) \quad \text{za } h \geq 0,$$

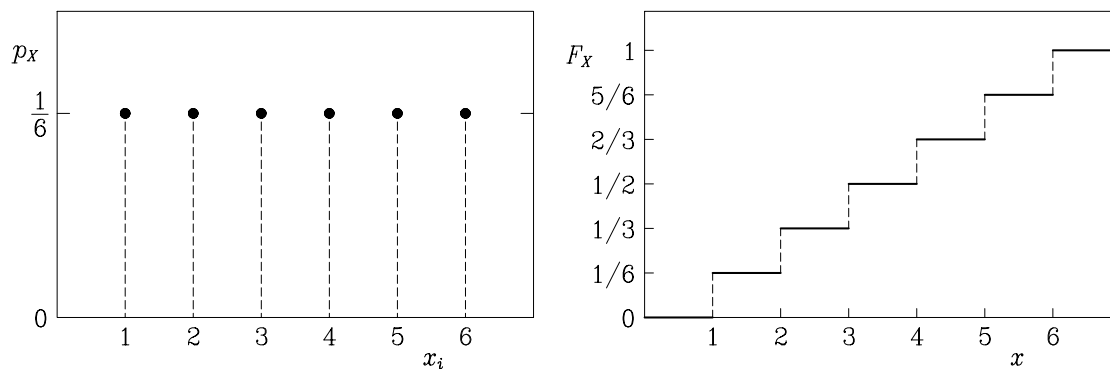
ki nam pove, da je porazdelitvena funkcija nepadajoča.

Primer 4.2: Vzemimo, da slučajna spremenljivka X predstavlja izide metanja poštene kocke. Določimo porazdelitev te slučajne spremenljivke in narišimo grafa verjetnostne in porazdelitvene funkcije.

Rešitev: Kot smo že omenili, zalogo vrednosti te slučajne spremenljivke sestavljajo naravna števila 1, 2, 3, 4, 5 in 6. Ker so vsi izidi poštene kocke enako verjetni, lahko porazdelitev zapišemo z verjetnostno funkcijo takole:

$$p_i = \frac{1}{6}, \quad i = 1, \dots, 6,$$

porazdelitvena funkcija je stopničasta funkcija, ki ima vrednost 0 za $x < 1$ in vrednost 1 za $x \geq 6$. Grafa verjetnostne in porazdelitvene funkcije prikazujemo na sliki 4.1.



Slika 4.1: Verjetnostna funkcija $p_X(x_i)$ in porazdelitvena funkcija $F_X(x)$

Primer 4.3: Vzemimo, da slučajna spremenljivka X predstavlja število avtomobilov, ki se zaradi rdeče luči semaforja ustavijo v določenem križišču. Opazovanja so pokazala, da je ustavljenih avtomobilov med 0 in 7. Tudi verjetnosti teh dogodkov so ocenili na podlagi opazovanj:

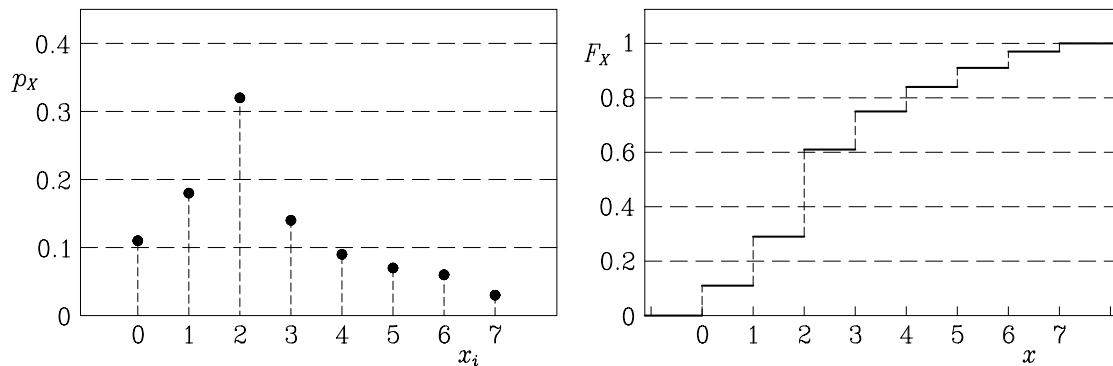
$$p_X(x_i) = \begin{cases} 0.11 & x = 0 \\ 0.18 & x = 1 \\ 0.32 & x = 2 \\ 0.14 & x = 3 \\ 0.09 & x = 4 \\ 0.07 & x = 5 \\ 0.06 & x = 6 \\ 0.03 & x = 7. \end{cases}$$

Določimo porazdelitveno funkcijo te slučajne spremenljivke in narišimo graf verjetnostne in porazdelitvene funkcije.

Rešitev: Določimo najprej vrednosti porazdelitvene funkcije po enačbi (4.3):

$$F_X(x) = \begin{cases} 0.00 & x < 0 \\ 0.11 & 0 \leq x < 1 \\ 0.29 & 1 \leq x < 2 \\ 0.61 & 2 \leq x < 3 \\ 0.75 & 3 \leq x < 4 \\ 0.84 & 4 \leq x < 5 \\ 0.91 & 5 \leq x < 6 \\ 0.97 & 6 \leq x < 7 \\ 1.00 & 7 \leq x. \end{cases}$$

Grafa verjetnostne in porazdelitvene funkcije prikazujemo na sliki 4.2. S slike 4.2 lahko na primer preberemo, da je verjetnost, da slučajna spremenljivka X zavzame vrednost 2, enaka 0.32 ($P[X = 2] = p_X(2) = 0.32$) in da je verjetnost, da je slučajna spremenljivka X manjša od 2.6, enaka 0.61 ($P[X \leq 2.6] = F_X(2.6) = 0.61$).



Slika 4.2: Verjetnostna funkcija $p_X(x_i)$ in porazdelitvena funkcija $F_X(x)$

4.2 Zvezne slučajne spremenljivke

Porazdelitveno funkcijo $F_X(x)$ zvezne slučajne spremenljivke lahko definiramo na enak način kot v enačbi (4.2), ki smo jo zapisali za diskretne slučajne spremenljivke:

$$F_X(x) = P[X \leq x].$$

Zaloga vrednosti zvezne slučajne spremenljivke je omejeno ali neomejeno območje oziroma območja števil. Zato je verjetnost, da slučajna spremenljivka X zavzame eno točno določeno vrednost, enaka nič,

$$P[X = x] = 0,$$

in verjetnostne funkcije ne moremo definirati kot v primeru diskretnih slučajnih spremenljivk.

Verjetnost, da slučajna spremenljivka zavzame vrednost znotraj nekega območja, je lahko različna od nič. Izrazimo jo s porazdelitveno funkcijo $F_X(x)$, kot smo izpeljali v primeru 4.1 (enačba (4.5)):

$$P\left[x - \frac{\Delta x}{2} < X \leq x + \frac{\Delta x}{2}\right] = F_X\left(x + \frac{\Delta x}{2}\right) - F_X\left(x - \frac{\Delta x}{2}\right).$$

Če zadnjo enačbo delimo z Δx in limitiramo z $\Delta x \rightarrow 0$, lahko zapišemo

$$\lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{F_X\left(x + \frac{\Delta x}{2}\right) - F_X\left(x - \frac{\Delta x}{2}\right)}{\Delta x} = \frac{dF_X(x)}{dx} = F_X'(x) = f_X(x), \quad (4.6)$$

kjer odvod porazdelitvene funkcije označimo s $f_X(x)$ in imenujemo **gostota verjetnosti** ali tudi funkcija gostote verjetnosti (angl. probability density function – PDF). Iz enačbe (4.6) lahko ob upoštevanju enačbe (4.4) izračunamo obratno zvezo med porazdelitveno funkcijo in gostoto verjetnosti:

$$dF_X(x) = f_X(x) dx \quad \rightarrow \quad \int_{F_X(-\infty)}^{F_X(x)} dF_X = \int_{-\infty}^x f_X(\tilde{x}) d\tilde{x}.$$

Za spodnjo mejo integriranja v zadnji enačbi smo izbrali $-\infty$, ker vemo, da gre vrednost porazdelitvene funkcije za $x \rightarrow -\infty$ proti nič. Sedaj lahko zapišemo končno enačbo

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(\tilde{x}) d\tilde{x}. \quad (4.7)$$

Analogno s pogoji, ki jim mora ustrezati verjetnostna funkcija, lahko na osnovi (4.4) in (4.7) zapišemo pogoje, ki jim mora ustrezati gostota verjetnosti.

1. Iz 1. aksioma sledi, da je $f_X(x)$ večja ali enaka nič,

$$0 \leq f_X(x).$$

2. Verjetnost, da slučajna spremenljivka zavzame poljubno vrednost, je enaka verjetnosti vsote vseh možnih dogodkov, ki jo določimo z integriranjem:

$$\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = 1. \quad (4.8)$$

Podajmo še zvezo med verjetnostjo $P[a < X \leq b]$ in gostoto verjetnosti ter porazdelitveno funkcijo,

$$P[a < X \leq b] = \int_a^b f_X(x) dx = F_X(b) - F_X(a),$$

kar sledi iz enačb (4.5) in (4.7).

Primer 4.4: Določimo gostoto verjetnosti enakomerno porazdeljene slučajne spremenljivke na območju od a do b . Narišimo še graf gostote verjetnosti, določimo porazdelitveno funkcijo in narišimo graf porazdelitvene funkcije.

Rešitev: Gostoto verjetnosti enakomerno porazdeljene slučajne spremenljivke lahko zapišemo z enačbo

$$f_X(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ c & a \leq x < b \\ 0 & b \leq x. \end{cases} \quad (4.9)$$

Konstanto c v zadnji enačbi določimo iz 2. lastnosti za gostoto verjetnosti, da je integral gostote verjetnosti po celotnem območju enak ena:

$$\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = \int_{-\infty}^a 0 dx + \int_a^b c dx + \int_b^{\infty} 0 dx = \int_a^b c dx = c(b-a) = 1.$$

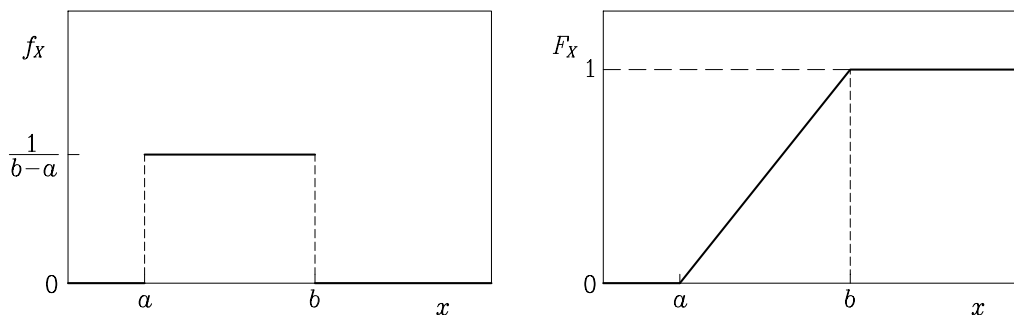
Iz zadnje enačbe sledi, da je $c = 1/(b-a)$. Gostoto verjetnosti lahko sedaj zapišemo takole:

$$f_X(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{1}{b-a} & a \leq x < b \\ 0 & b \leq x. \end{cases}$$

Porazdelitveno funkcijo določimo iz enačbe (4.7)

$$F_X(x) = \begin{cases} \int_{-\infty}^x 0 d\tilde{x} = 0 & x < a \\ \int_{-\infty}^a 0 d\tilde{x} + \int_a^x \frac{1}{b-a} d\tilde{x} = \frac{x-a}{b-a} & a \leq x < b \\ \int_{-\infty}^a 0 d\tilde{x} + \int_a^b \frac{1}{b-a} d\tilde{x} + \int_b^x 0 d\tilde{x} = 1 & b \leq x. \end{cases} \quad (4.10)$$

Grafa gostote verjetnosti in porazdelitvene funkcije za enakomerno porazdeljeno slučajno spremenljivko podajamo na sliki 4.3.



Slika 4.3: Gostota verjetnosti in porazdelitvena funkcija

4.3 Slučajni vektorji

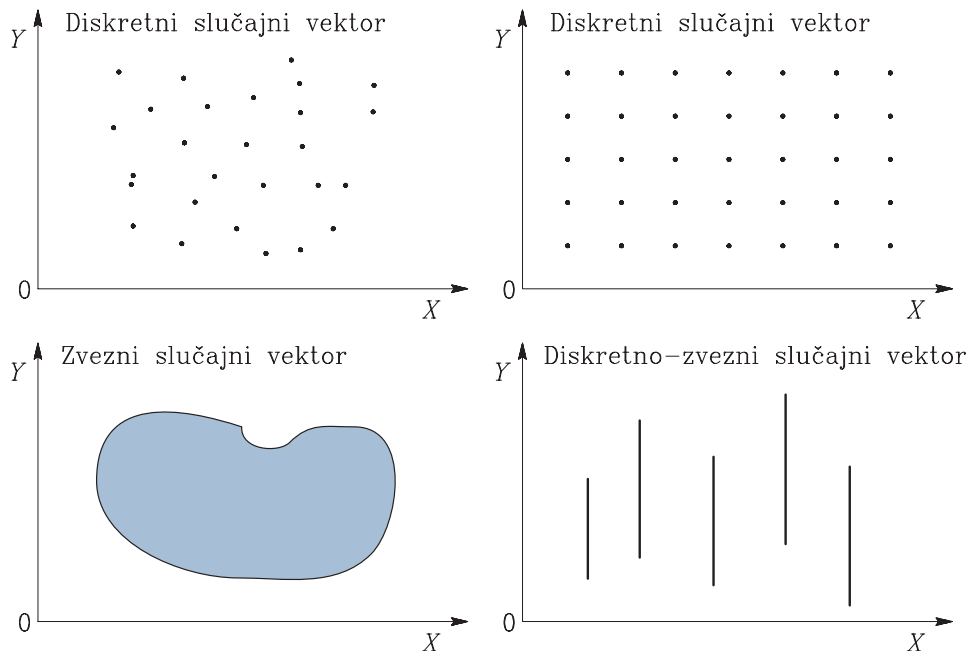
Če hkrati obravnavamo dve ali več slučajnih spremenljivk, jih lahko obravnavamo kot **slučajni vektor**. Slučajni vektor \mathbf{X} n slučajnih spremenljivk zapišemo takole:

$$\mathbf{X} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$$

Tako kot slučajna spremenljivka je lahko tudi slučajni vektor diskreten ali zvezen. Možno je tudi, da je nekaj količin v slučajnem vektorju zveznih, druge pa so diskretne slučajne spremenljivke.

Porazdelitveni zakon slučajnega vektorja podajamo podobno kot porazdelitev slučajnih spremenljivk z verjetnostno funkcijo, porazdelitveno funkcijo ali z gostoto verjetnosti. V nadaljevanju bomo obravnavali slučajne vektorje dveh spremenljivk X, Y .

Zalogo vrednosti za slučajne vektorje z dvema spremenljivkama lahko grafično prikažemo v ravnini. V primeru, da je slučajna spremenljivka diskretna, predstavljajo zalogo vrednosti točke v ravnini, če pa je slučajna spremenljivka zvezna, zalogo vrednosti predstavlja območje v ravnini.



Slika 4.4: Zaloge vrednosti različnih slučajnih vektorjev

4.3.1 Diskretni slučajni vektor

Diskretni slučajni vektor, ki ga sestavljata slučajni spremenljivki X in Y lahko opišemo z verjetnostno funkcijo, ki je definirana kot verjetnost, da ima slučajna spremenljivka X vrednost x_i , $i = 1, \dots, n_X$, in slučajna spremenljivka Y vrednost y_j , $j = 1, \dots, n_Y$,

$$p_{XY}(x_i, y_j) = P[(X = x_i) \cap (Y = y_j)].$$

Podobno kot pri verjetnostni funkciji ene slučajne spremenljivke mora tudi verjetnostna funkcija slučajnega vektorja ustrezati pogojem aksiomov verjetnosti.

1. Verjetnost posameznega dogodka je nenegativna in manjša ali enaka ena (1. aksiom),

$$0 \leq p_{XY}(x_i, y_j) \leq 1. \quad (4.11)$$

2. Ker so dogodki, da slučajni vektor zavzame določene vrednosti, nezdružljivi in je vsota dogodkov, da slučajni vektor zavzame poljubno vrednost iz zaloge vrednosti, gotov dogodek, sledi po 2. in 3. aksiomu, da je vsota vseh $p_{XY}(x_i, y_j)$ enaka ena,

$$\sum_{i=1}^{n_X} \sum_{j=1}^{n_Y} p_{XY}(x_i, y_j) = 1. \quad (4.12)$$

Porazdelitveno funkcijo definiramo kot verjetnost, da je slučajna spremenljivka X manjša od vrednosti x in slučajna spremenljivka Y manjša od vrednosti y ,

$$F_{XY}(x, y) = P[(X \leq x) \cap (Y \leq y)]. \quad (4.13)$$

Ker je verjetnost, da je X ali Y manjša od minus neskončno, enaka nič in je verjetnost, da sta obe manjši od neskončno, enaka ena, sledijo naslednje lastnosti porazdelitvene funkcije:

$$\begin{aligned} \lim_{x \rightarrow -\infty} F_{XY}(x, y) &= P[X < -\infty \cap Y \leq y] = 0, \\ \lim_{y \rightarrow -\infty} F_{XY}(x, y) &= P[X \leq x \cap Y < -\infty] = 0, \\ \lim_{\substack{x \rightarrow \infty \\ y \rightarrow \infty}} F_{XY}(x, y) &= P[X < \infty \cap Y < \infty] = 1. \end{aligned} \quad (4.14)$$

Zvezo med verjetnostno in porazdelitveno funkcijo izpeljemo iz definicije porazdelitvene funkcije (4.13) in z upoštevanjem, da so dogodki, da slučajna spremenljivka zavzame določeno vrednost, nezdržljivi:

$$F_{XY}(x, y) = P[(X \leq x) \cap (Y \leq y)] = \sum_{\substack{x_i \leq x \\ y_j \leq y}} p_{XY}(x_i, y_j). \quad (4.15)$$

Robne porazdelitve

Robna ali delna porazdelitev slučajnega vektorja $\mathbf{X} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ je porazdelitev poljubnega dela vektorja, na primer porazdelitev slučajnega vektorja $\{X_1, X_2\}$, vektorja $\{X_1, X_2, \dots, X_{n-1}\}$ ali pa porazdelitev ene od slučajnih spremenljivk X_i .

Robna porazdelitev slučajnega vektorja X, Y je porazdelitev ene od slučajnih spremenljivk, ki sestavljata slučajni vektor. Robni verjetnostni funkciji slučajnega vektorja X, Y sta $p_X(x_i)$ in $p_Y(y_j)$, robni porazdelitveni funkciji pa sta $F_X(x)$ in $F_Y(y)$.

Robno verjetnostno funkcijo $p_X(x_i)$ določimo tako, da dogodek $X = x_i$ zapišemo kot vsoto nezdržljivih dogodkov:

$$\begin{aligned} p_X(x_i) &= P[X = x_i] = P\left[\bigcup_{j=1}^{n_Y} ((X = x_i) \cap (Y = y_j))\right] \\ &= \sum_{j=1}^{n_Y} P[(X = x_i) \cap (Y = y_j)] = \sum_{j=1}^{n_Y} p_{XY}(x_i, y_j). \end{aligned} \quad (4.16)$$

Robna verjetnostna funkcija $p_Y(y_j)$ je

$$p_Y(y_j) = \sum_{i=1}^{n_X} p_{XY}(x_i, y_j). \quad (4.17)$$

Na podoben način izpeljemo tudi enačbo za robno porazdelitveno funkcijo. Upoštevamo, da je produkt poljubnega dogodka z gotovim dogodkom enak samemu dogodku. Gotov dogodek, da je Y manjši od neskončno, pomnožimo z dogodkom $X \leq x$ in dobimo:

$$F_X(x) = P[X \leq x] = P[(X \leq x) \cap (Y < \infty)] = \lim_{y \rightarrow \infty} F_{XY}(x, y). \quad (4.18)$$

Robna porazdelitvena funkcija $F_Y(y)$ je

$$F_Y(y) = \lim_{x \rightarrow \infty} F_{XY}(x, y). \quad (4.19)$$

Sedaj je morda razumljivejši tudi izraz **robna porazdelitev**, saj robni porazdelitveni funkciji $F_X(x)$ in $F_Y(y)$ predstavljata vrednosti porazdelitvene funkcije $F_{XY}(x, y)$, ko gre x oziroma y proti neskončnosti, kar pravzaprav predstavlja robova ravnine.

Pogojne porazdelitve

Vzemimo, da nas zanima verjetnost, da je $X = x_i$ ob pogoju, da je $Y = y_j$. To opišemo s pogojno verjetnostjo, s katero definiramo tudi pogojno verjetnostno funkcijo:

$$P[X = x_i | Y = y_j] = \frac{P[X = x_i \cap Y = y_j]}{P[Y = y_j]} = \frac{p_{XY}(x_i, y_j)}{p_Y(y_j)} = p_{X|Y}(x_i, y_j). \quad (4.20)$$

Podobno lahko zapišemo tudi obrnjeno pogojno verjetnostno funkcijo:

$$P[Y = y_j | X = x_i] = \frac{p_{XY}(x_i, y_j)}{p_X(x_i)} = p_{Y|X}(x_i, y_j). \quad (4.21)$$

Slučajni spremenljivki X in Y sta medsebojno neodvisni, če je pogojna verjetnostna funkcija enaka robni,

$$p_{X|Y}(x_i, y_j) = \frac{p_{XY}(x_i, y_j)}{p_Y(y_j)} = p_X(x_i) \quad (4.22)$$

oziroma

$$p_{Y|X}(x_i, y_j) = \frac{p_{XY}(x_i, y_j)}{p_X(x_i)} = p_Y(y_j). \quad (4.23)$$

Iz enačb (4.22) in (4.23) sledi pomembna lastnost slučajnih vektorjev, sestavljenih iz neodvisnih slučajnih spremenljivk, ki pravi, da je verjetnostna funkcija slučajnega vektorja enaka produktu robnih verjetnostnih funkcij,

$$p_{XY}(x_i, y_j) = p_X(x_i) p_Y(y_j).$$

V tem primeru velja tudi, da je porazdelitvena funkcija $F_{XY}(x, y)$ produkt robnih porazdelitvenih funkcij $F_X(x)$ in $F_Y(y)$,

$$F_{XY}(x, y) = F_X(x) F_Y(y).$$

Primer 4.5: Avtomatski števec prometa šteje vozila, ki se v časovnem intervalu 3 sekund peljejo mimo števca po določeni cesti. Pretekla opazovanja so pokazala, da dejansko število vozil ni enako izmerjenemu. Vzemimo, da je dejansko število vozil slučajna spremenljivka X , izmerjeno število vozil pa slučajna spremenljivka Y . Verjetnostno funkcijo slučajnega vektorja X, Y podamo s preglednico 4.1.

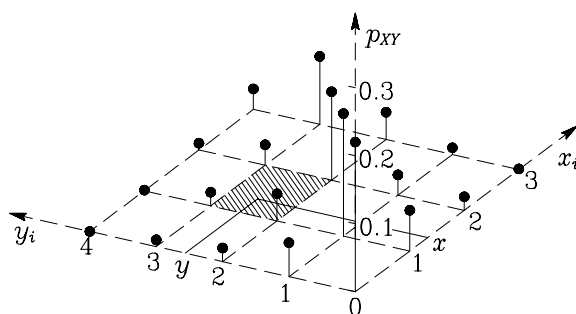
Preglednica 4.1: Verjetnostna funkcija slučajnega vektorja X, Y

	$x_1 = 0$	$x_2 = 1$	$x_3 = 2$	$x_4 = 3$
$y_1 = 0$	0.22	0.06	0.02	0.00
$y_2 = 1$	0.05	0.18	0.03	0.01
$y_3 = 2$	0.02	0.04	0.13	0.04
$y_4 = 3$	0.01	0.02	0.03	0.10
$y_5 = 4$	0.00	0.00	0.01	0.03

Preverimo, ali vrednosti v preglednici 4.1 ustrezajo pogojem verjetnostne funkcije. Narišimo graf verjetnostne funkcije $p_{XY}(x_i, y_j)$ v aksonometrični projekciji. Določimo še robni verjetnostni funkciji $p_X(x)$ in $p_Y(y)$. Določimo pogojni verjetnostni funkciji $p_{X|Y}(x_i, y_j)$ in $p_{Y|X}(x_i, y_j)$. Izračunajmo vrednosti porazdelitvene funkcije $F_{XY}(x, y)$, narišimo njen graf v aksonometrični projekciji. Izračunajmo verjetnost, da je avtomatični števec pravilno izmeril število avtov $P[X = Y]$. Izračunajmo tudi verjetnost, da je bila napaka števca večja od ena $P[|X - Y| > 1]$.

Rešitev: Zelo primeren računalniški program za reševanje te naloge je EXCEL. V skupini preglednic 4.2 prikazujemo reševanje naloge, kot smo ga izvedli s tem računalniškim programom.

Verjetnostno funkcijo prikazujemo na sliki 4.5.



Slika 4.5: Verjetnostna funkcija $p_{XY}(x_i, y_j)$

V preglednici Verjetnostna funkcija skupine preglednic 4.2 smo izračunali, da je vsota vseh vrednosti verjetnostne funkcije $p_{XY}(x_i, y_i)$ enaka 1. Vidimo tudi, da so vse vrednosti pozitivne, zato lahko zaključimo, da funkcija p_{XY} ustreza pogojem za verjetnostno funkcijo (pogoja (4.11) in (4.12)). Tudi

robni porazdelitveni funkciji smo izračunali v isti preglednici po enačbi (4.16) oziroma (4.17):

$$p_X(x_i) = \begin{cases} 0.30 & x = 0 \\ 0.30 & x = 1 \\ 0.22 & x = 2 \\ 0.18 & x = 3 \end{cases}$$

in

$$p_Y(y_i) = \begin{cases} 0.30 & y = 0 \\ 0.27 & y = 1 \\ 0.23 & y = 2 \\ 0.16 & y = 3 \\ 0.04 & y = 4. \end{cases}$$

Preglednica 4.2: Določitev porazdelitvene in pogojnih verjetnostnih funkcij

Verjetnostna funkcija $p_{XY}(x_i, y_j)$ ter robni verjetnostni funkciji $p_X(x_i)$ in $p_Y(y_j)$

	0	1	2	3	p_Y
0	0.22	0.06	0.02	0.00	0.30
1	0.05	0.18	0.03	0.01	0.27
2	0.02	0.04	0.13	0.04	0.23
3	0.01	0.02	0.03	0.10	0.16
4	0.00	0.00	0.01	0.03	0.04
p_X	0.30	0.30	0.22	0.18	1.00

Porazdelitvena funkcija $F_{XY}(x, y)$ ter robni porazdelitveni funkciji $F_X(x)$ in $F_Y(y)$

	< 0	0-1	1-2	2-3	> 3	F_Y
< 0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0-1	0.00	0.22	0.28	0.30	0.30	0.30
1-2	0.00	0.27	0.51	0.56	0.57	0.57
2-3	0.00	0.29	0.57	0.75	0.80	0.80
3-4	0.00	0.30	0.60	0.81	0.96	0.96
> 4	0.00	0.30	0.60	0.82	1.00	1.00
F_X	0.00	0.30	0.60	0.82	1.00	

Pogojna verjetnostna funkcija $p_{Y|X}(x_i, y_j)$

	0	1	2	3
0	0.73	0.20	0.09	0.00
1	0.17	0.60	0.14	0.06
2	0.07	0.13	0.59	0.22
3	0.03	0.07	0.14	0.56
4	0.00	0.00	0.05	0.17
	1.00	1.00	1.00	1.00

Pogojna verjetnostna funkcija $p_{X|Y}(x_i, y_j)$

	0	1	2	3	
0	0.73	0.20	0.07	0.00	1.00
1	0.19	0.67	0.11	0.04	1.00
2	0.09	0.17	0.57	0.17	1.00
3	0.06	0.13	0.19	0.63	1.00
4	0.00	0.00	0.25	0.75	1.00

Pogojni porazdelitveni funkciji izračunamo v preglednicah *Pogojna verjetnostna funkcija* $p_{X|Y}(x_i, y_j)$ in *Pogojna verjetnostna funkcija* $p_{Y|X}(x_i, y_j)$ v skupini preglednic 4.2 po enačbah (4.20) in (4.21). Na primer: pogojna verjetnostna funkcija $p_{X|Y=2}(x_i)$ je

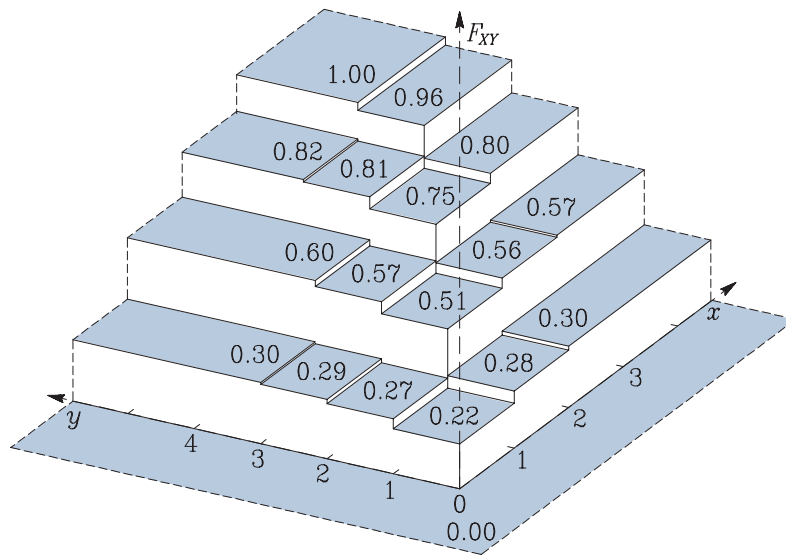
$$p_{X|Y=2}(x_i) = \begin{cases} 0.09 & x = 0 \\ 0.17 & x = 1 \\ 0.57 & x = 2 \\ 0.17 & x = 3, \end{cases}$$

kar predstavlja tretjo vrstico preglednice *Pogojna verjetnostna funkcija* $p_{X|Y}(x_i, y_j)$ v skupini preglednic 4.2.

V preglednici *Porazdelitvena funkcija* v skupini preglednic 4.2 smo izračunali porazdelitveno funkcijo $F_{XY}(x, y)$ po enačbi (4.15). Obravnavajmo poljubno točko (x, y) v kvadratnem območju, ki je označeno na sliki 4.5. Verjetnost, da je $X \leq x$ in $Y \leq y$, je vsota vseh verjetnosti $p_{XY}(x_i, y_j)$, za katere velja, da je $x_i \leq x$ in $y_j \leq y$. V tem primeru je

$$\begin{aligned} F_{XY}(x, y) &= P[X \leq x \cap Y \leq y] \\ &= p_{XY}(0, 0) + p_{XY}(0, 1) + p_{XY}(0, 2) + p_{XY}(1, 0) + p_{XY}(1, 1) + p_{XY}(1, 2) \\ &= 0.22 + 0.05 + 0.02 + 0.06 + 0.18 + 0.04 = 0.57. \end{aligned}$$

Graf te funkcije v aksonometrični projekciji prikazujemo na sliki 4.6.



Slika 4.6: Porazdelitvena funkcija $F_{XY}(x, y)$

Iz preglednice 4.1 lahko izpišemo verjetnosti, da je števec pravilno izmeril število vozil:

$$\begin{aligned} P[X = Y] &= P[(X=0 \cap Y=0) \cup (X=1 \cap Y=1) \cup (X=2 \cap Y=2) \cup (X=3 \cap Y=3)] \\ &= P[X=0 \cap Y=0] + P[X=1 \cap Y=1] + P[X=2 \cap Y=2] + P[X=3 \cap Y=3] \\ &= 0.22 + 0.18 + 0.13 + 0.10 = 0.63. \end{aligned}$$

Na podoben način izračunamo tudi verjetnost, da se je števec zmotil za več kot ena:

$$\begin{aligned}
 P[|X - Y| > 1] &= P[(X=0 \cap Y=2) \cup (X=0 \cap Y=3) \cup (X=0 \cap Y=4) \\
 &\quad \cup (X=1 \cap Y=3) \cup (X=1 \cap Y=4) \cup (X=2 \cap Y=0) \\
 &\quad \cup (X=2 \cap Y=4) \cup (X=3 \cap Y=0) \cup (X=3 \cap Y=1)] \\
 &= P[X=0 \cap Y=2] + P[X=0 \cap Y=3] + P[X=0 \cap Y=4] \\
 &\quad + P[X=1 \cap Y=3] + P[X=1 \cap Y=4] + P[X=2 \cap Y=0] \\
 &\quad + P[X=2 \cap Y=4] + P[X=3 \cap Y=0] + P[X=3 \cap Y=1] \\
 &= 0.02 + 0.01 + 0.00 + 0.02 + 0.00 + 0.02 + 0.01 + 0.00 + 0.01 = 0.09.
 \end{aligned}$$

4.3.2 Zvezni slučajni vektorji

Porazdelitveno funkcijo $F_{XY}(x, y)$ definiramo enako kot za diskretne slučajne vektorje (enačba (4.13))

$$F_{XY}(x, y) = P[(X \leq x) \cap (Y \leq y)] \quad (4.24)$$

in tudi lastnosti, opisane z enačbami (4.14) so enake.

Ker je verjetnost, da zvezni slučajni vektor zavzame točno določeno vrednost, enaka nič,

$$P[(X = x) \cap (Y = y)] = 0,$$

podobno kot pri zvezni slučajni spremenljivki ne moremo definirati verjetnostne funkcije, temveč definiramo gostoto verjetnosti $f_{XY}(x, y)$. Ta funkcija mora ustrezati pogojema, ki sledita iz aksiomov verjetnostnega računa.

1. Verjetnost posameznega dogodka je nenegativna (1. aksiom),

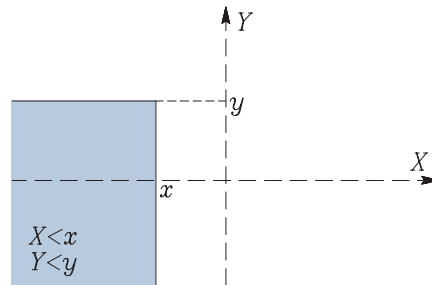
$$0 \leq f_{XY}(x, y).$$

2. Ker so dogodki, da slučajni vektor zavzame določene vrednosti, nezdružljivi in je vsota dogodkov, da slučajni vektor zavzame poljubno vrednost iz zaloge vrednosti, gotov dogodek, sledi po 2. in 3. aksiomu, da je integral funkcije $f_{XY}(x, y)$ po celotni ravnini enak ena:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dx dy = 1.$$

Zvezo med gostoto verjetnosti in porazdelitveno funkcijo slučajnega vektorja izpeljemo iz enačbe (4.24). Na sliki 4.7 prikazujemo območje, ki mu ustreza pogoj $(X \leq x) \cup (Y \leq y)$ in ki predstavlja območje, po katerem moramo integrirati gostoto verjetnosti,

$$F_{XY}(x, y) = \int_{-\infty}^y \int_{-\infty}^x f_{XY}(\tilde{x}, \tilde{y}) d\tilde{x} d\tilde{y}. \quad (4.25)$$

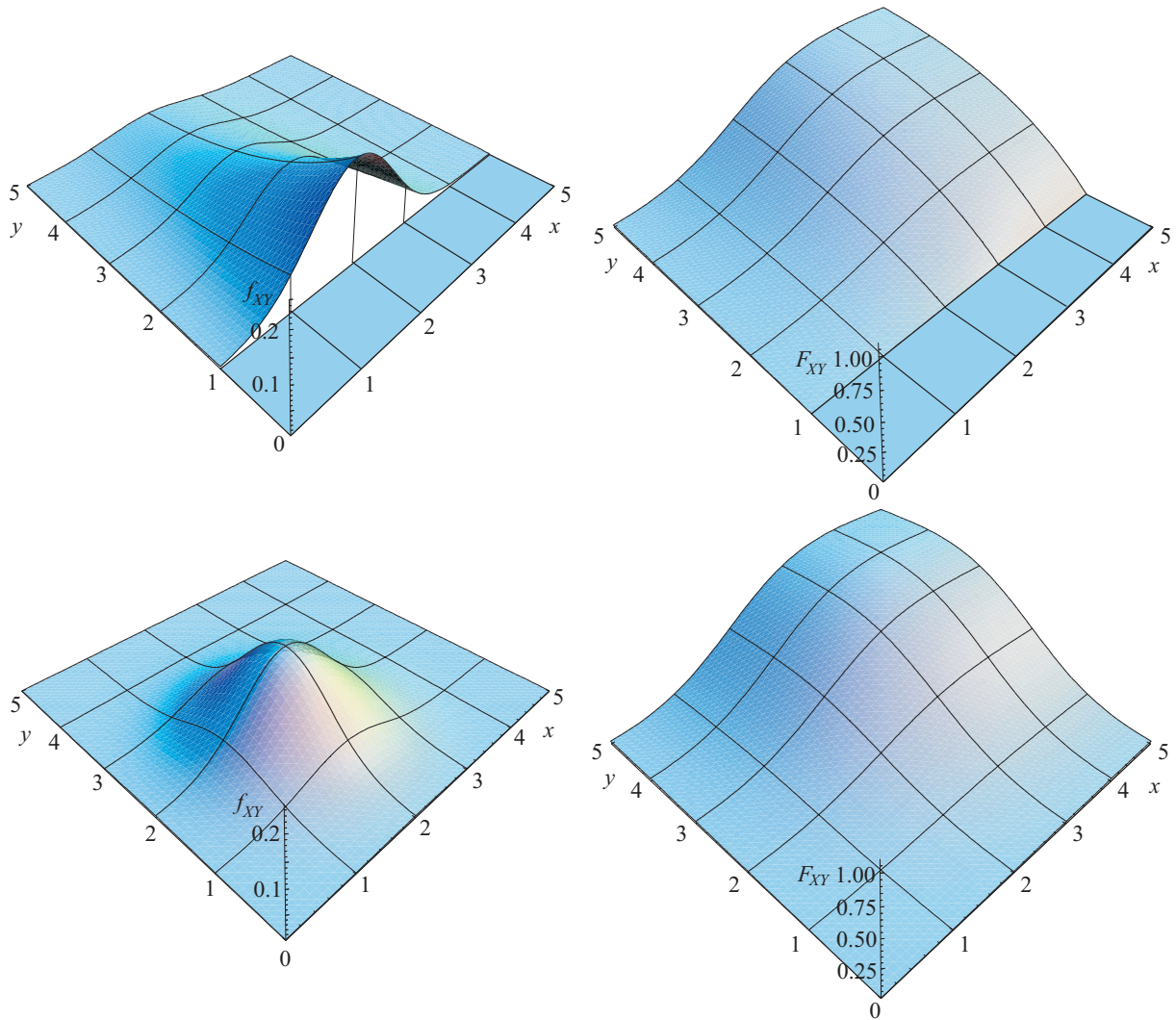


Slika 4.7: Območje integriranja pri določitvi porazdelitvene funkcije

Obratno zvezo dobimo z odvajanjem porazdelitvene funkcije

$$f_{XY}(x, y) = \frac{\partial^2 F_{XY}(x, y)}{\partial x \partial y}.$$

Dva primera gostote verjetnosti in ustrezne porazdelitvene funkcije prikazujemo na sliki 4.8.



Slika 4.8: Primer gostote verjetnosti in porazdelitvene funkcije

Robne porazdelitve

Robno porazdelitev dobimo na podoben način kot pri diskretnih slučajnih vektorjih. Robno gostoto verjetnosti določimo z integriranjem ene izmed slučajnih spremenljivk, ki sestavljajo slučajni vektor:

$$\begin{aligned} f_X(x) &= \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dy, \\ f_Y(y) &= \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dx. \end{aligned} \quad (4.26)$$

Robne porazdelitvene funkcije določimo na enak način kot pri diskretnih slučajnih spremenljivkah (enačbi (4.18) in (4.19)):

$$F_X(x) = \lim_{y \rightarrow \infty} F_{XY}(x, y), \quad F_Y(y) = \lim_{x \rightarrow \infty} F_{XY}(x, y). \quad (4.27)$$

Enačbi (4.26) lahko izpeljemo tudi iz enačb (4.27) ter zveze med porazdelitveno funkcijo $F_{XY}(x, y)$ in gostoto verjetnosti $f_{XY}(x, y)$ (4.25). Porazdelitveno funkcijo $F_X(x)$,

$$F_X(x) = \lim_{y \rightarrow \infty} F_{XY}(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^x f_{XY}(\tilde{x}, \tilde{y}) d\tilde{x} d\tilde{y},$$

odvajamo po x in dobimo

$$f_X(x) = \frac{dF_X(x)}{dx} = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, \tilde{y}) d\tilde{y}.$$

Na enak način izpeljemo tudi enačbo za robno gostoto verjetnosti $f_Y(y)$:

$$f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(\tilde{x}, y) d\tilde{x}.$$

Pogojne porazdelitve

Pogojno gostoto verjetnosti $f_{X|Y=y}$ definiramo kot gostoto slučajnega vektorja f_{XY} pri neki določeni oziroma izbrani vrednosti $Y = y$,

$$f_{X|Y=y}(x) = \frac{f_{XY}(x, y)}{C},$$

kjer je C konstanta, s katero moramo deliti vrednosti $f_{XY}(x, y)$, če želimo, da bo funkcija $f_{X|Y=y}(x)$ ustrezala pogoju za gostoto verjetnosti (4.8):

$$\int_{-\infty}^{\infty} f_{X|Y=y}(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{f_{XY}(x, y)}{C} dx = 1 \quad \rightarrow \quad C = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dx = f_Y(y).$$

Sedaj lahko zapišemo enačbo za določitev pogojne gostote verjetnosti $f_{X|Y=y}(x)$,

$$f_{X|Y=y}(x) = \frac{f_{XY}(x, y)}{f_Y(y)}, \quad (4.28)$$

in na podoben način še za pogojno gostoto verjetnosti $f_{Y|X=x}(y)$,

$$f_{Y|X=x}(y) = \frac{f_{XY}(x, y)}{f_X(x)}. \quad (4.29)$$

Vidimo, da sta enačbi (4.28) in (4.29) analogni enačbama za pogojno verjetnostno funkcijo (4.20) in (4.21).

Slučajni spremenljivki X in Y sta neodvisni, če je pogojna gostota verjetnosti enaka robni gostoti verjetnosti,

$$f_{X|Y=y}(x) = f_X(x), \quad f_{Y|X=x}(y) = f_Y(y).$$

Če ta pogoj vstavimo v enačbi (4.28) ali (4.29), lahko zapišemo pogoj za neodvisnost dveh slučajnih spremenljivk tudi takole:

$$f_{XY}(x, y) = f_X(x) f_Y(y). \quad (4.30)$$

Primer 4.6: Vodoravno razdaljo od epicentra potresa označimo z R , magnitudo potresa pa z M . Vzemimo, da je gostota verjetnosti razdalje R linearna funkcija,

$$f_R(r) = ar \quad 0 \leq r \leq r_0,$$

gostota verjetnosti magnitude potresa M pa je kvadratna enačba,

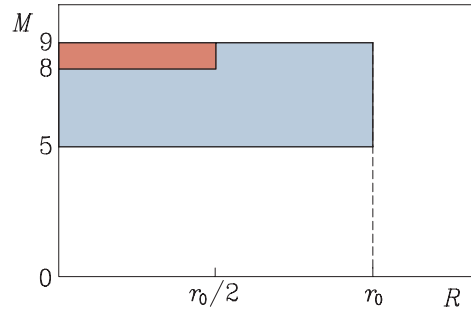
$$f_M(m) = b(9 - m)^2 \quad 5 \leq m \leq 9.$$

Predpostavimo lahko, da je razdalja do epicentra potresa neodvisna od njegove magnitude. Določimo konstanti a in b . Določimo še gostoto verjetnosti slučajnega vektorja R, M in verjetnost, da se zgodi katastrofa: magnituda potresa je večja od 8, epicenter pa bližje kot $r_0/2$. Narišimo tudi zalogo vrednosti tega slučajnega vektorja in območje, za katerega velja katastrofa.

Rešitev: Konstanti a in b določimo na osnovi enačbe (4.8)

$$\int_{-\infty}^{\infty} f_R(r) dr = 1 = \int_0^{r_0} ar dr = a \frac{r_0^2}{2} \quad \rightarrow \quad a = \frac{2}{r_0^2}$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} f_M(m) dm = 1 = \int_5^9 b(9 - m)^2 dm = -b \frac{(9 - m)^3}{3} \Big|_5^9 = \frac{64b}{3} \quad \rightarrow \quad b = \frac{3}{64}.$$

Slika 4.9: Zaloga vrednosti slučajnega vektorja R, M

Gostoto verjetnosti slučajnega vektorja R, M zaradi neodvisnosti slučajnih spremenljivk R in M izračunamo s produktom posameznih gostot verjetnosti:

$$f_{RM}(r, m) = \frac{3r(9-m)^2}{32r_0^2} \quad 0 \leq r \leq r_0, \quad 5 \leq m \leq 9.$$

Verjetnost katastrofe izračunamo z integralom (glej sliko 4.9):

$$\begin{aligned} P[(R < r_0/2) \cap (M \geq 8)] &= \int_0^{r_0/2} \int_8^9 \frac{3r(9-m)^2}{32r_0^2} dr dm = \\ &= \frac{3}{32r_0^2} \int_0^{r_0/2} r dr \int_8^9 (9-m)^2 dm = \frac{3}{32r_0^2} \frac{r^2}{2} \Big|_0^{r_0/2} \left[-\frac{(9-m)^3}{3} \Big|_8^9 \right] = \frac{1}{256} = 0.00391. \end{aligned}$$

Primer 4.7: Podana je gostota verjetnosti slučajnega vektorja X, Y :

$$f_{XY}(x, y) = \frac{x}{\pi a^2} \quad 0 \leq x \leq a, \quad 0 \leq y \leq 2\pi.$$

Določimo pogojni verjetnosti $f_{X|Y}$ in $f_{Y|X}$. Ali sta slučajni spremenljivki X in Y neodvisni?

Rešitev: Pogojni gostoti verjetnosti $f_{X|Y}$ in $f_{Y|X}$ določimo po enačbah (4.28) in (4.29). Zato moramo najprej izračunati robni gostoti verjetnosti po enačbah (4.26)

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dy = \int_0^{2\pi} \frac{x}{\pi a^2} dy = \frac{2x}{a^2} \quad 0 \leq x \leq a \quad (4.31)$$

in

$$f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dx = \int_0^a \frac{x}{\pi a^2} dx = \frac{1}{2\pi} \quad 0 \leq y \leq 2\pi. \quad (4.32)$$

Zadnji dve enačbi vstavimo v enačbi (4.28)–(4.29) in dobimo pogojni gostoti verjetnosti

$$f_{X|Y}(x) = \frac{x 2\pi}{\pi a^2} = \frac{2x}{a^2} = f_X(x) \quad 0 \leq x \leq a$$

in

$$f_{Y|X}(y) = \frac{x a^2}{\pi a^2 2x} = \frac{1}{2\pi} = f_Y(y) \quad 0 \leq y \leq 2\pi.$$

Vidimo tudi, da velja preprosta zveza med robnima in skupno gostoto verjetnosti

$$f_{XY}(x, y) = f_X(x) f_Y(y).$$

Ker sta pogojni gostoti verjetnosti enaki robnima gostotama verjetnosti, lahko zaključimo, da sta slučajni spremenljivki X in Y neodvisni. Do istega zaključka lahko pridemo tudi ob ugotovitvi, da je skupna gostota verjetnosti f_{XY} enaka produktu robnih porazdelitev.

Primer 4.8: Slučajni vektor X, Y je enakomerno porazdeljen znotraj kroga z radijem R :

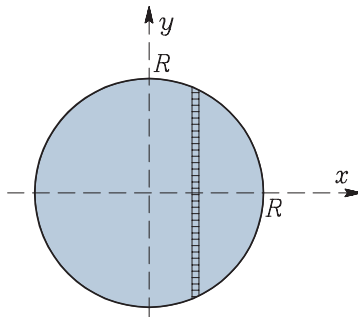
$$f_{XY}(x, y) = \frac{1}{\pi R^2} \quad x^2 + y^2 \leq R^2. \quad (4.33)$$

Sta slučajni spremenljivki X in Y neodvisni?

Rešitev: Določimo najprej robno gostoto verjetnosti $f_X(x)$ po enačbi (4.26):

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dy = \int_{-\sqrt{R^2-x^2}}^{\sqrt{R^2-x^2}} \frac{1}{\pi R^2} dy = \frac{2}{\pi R^2} \sqrt{R^2-x^2} \quad -R \leq x \leq R.$$

Zalogo vrednosti slučajnega vektorja X, Y in način integriranja pri določitvi robnih gostot verjetnosti prikazujemo na sliki 4.10.



Slika 4.10: Zalogo vrednosti slučajnega vektorja X, Y

Na enak način določimo tudi robno gostoto verjetnosti $f_Y(y)$:

$$f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dx = \int_{-\sqrt{R^2-y^2}}^{\sqrt{R^2-y^2}} \frac{1}{\pi R^2} dx = \frac{2}{\pi R^2} \sqrt{R^2-y^2} \quad -R \leq y \leq R.$$

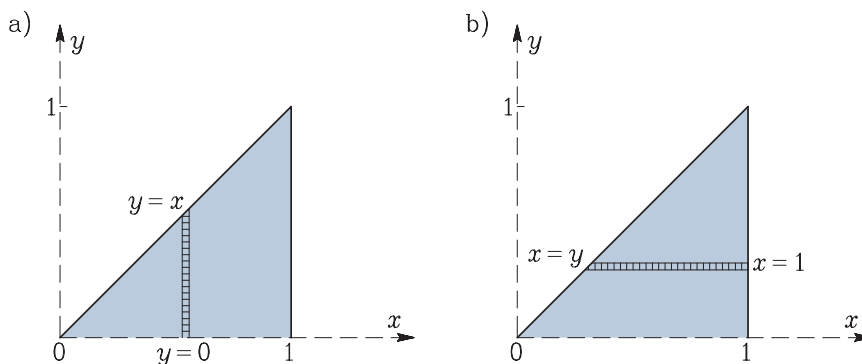
Produkt teh dveh robnih porazdelitev očitno ni enak skupni porazdelitvi. Zato lahko zaključimo, da slučajni spremenljivki X in Y nista neodvisni.

Primer 4.9: Velikost sile na steber je slučajna spremenljivka X , velikost sile na isti steber zaradi korišne obtežbe pa označimo z Y . Podana je gostota verjetnosti slučajnega vektorja X, Y :

$$f_{XY}(x, y) = 3x \quad 0 \leq x \leq 1, \quad 0 \leq y \leq x. \quad (4.34)$$

Narišimo zalogo vrednosti slučajnega vektorja X, Y . Ali funkcija f_{XY} ustreza pogojem gostote verjetnosti? Določimo še robni gostoti verjetnosti f_X, f_Y in pogojni gostoti verjetnosti $f_{X|Y}, f_{Y|X}$. Sta slučajni spremenljivki X in Y neodvisni?

Rešitev: Zalogo vrednosti slučajnega vektorja X, Y predstavlja trikotni del ravnine x, y , ki ga prikazujemo na sliki 4.11.



Slika 4.11: Zaloga vrednosti slučajnega vektorja X, Y

Da bi ugotovili, ali funkcija ustreza pogojem gostote verjetnosti, moramo preveriti, ali je f_{XY} pozitivna v območju, kjer je definirana, in ali je integral po celotnem območju, kjer je funkcija definirana, enak ena. Ker je v izrazu (4.34) določena zaloga vrednosti le za pozitivne X , je funkcija f_{XY} pozitivna. Integral po celotnem območju izračunamo z enačbo (glej sliko 4.11)

$$\int_0^1 \left(\int_0^x 3x \, dy \right) dx = \int_0^1 (3x y \Big|_0^x) dx = \int_0^1 3x^2 dx = \frac{3x^3}{3} \Big|_0^1 = 1.$$

Integral po celotnem območju je enak ena, zato funkcija f_{XY} ustreza pogojem za gostoto verjetnosti slučajnega vektorja.

Robni porazdelitvi izračunamo z integriranjem

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(xy) \, dy = \int_0^x 3x \, dy = 3x y \Big|_0^x = 3x^2 \quad 0 \leq x \leq 1$$

in (glej sliko 4.11)

$$f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(xy) dx = \int_y^1 3x dx = \frac{3x^2}{2} \Big|_y^1 = \frac{3}{2}(1 - y^2) \quad 0 \leq y \leq 1.$$

Sedaj lahko izračunamo pogojni gostoti verjetnosti $f_{X|Y}$ in $f_{Y|X}$ z uporabo enačb (4.28)–(4.29):

$$f_{X|Y}(x, y) = \frac{2x}{1 - y^2} \quad 0 \leq x \leq 1, \quad 0 \leq y \leq x,$$

in

$$f_{Y|X}(x, y) = \frac{1}{x} \quad 0 \leq x \leq 1, \quad 0 \leq y \leq x.$$

Ker pogojni gostoti verjetnosti $f_{X|Y}$ in $f_{Y|X}$ nista enaki robnim gostotam verjetnosti f_X in f_Y , sta slučajni spremenljivki X in Y med seboj odvisni. Vidimo tudi, da produkt obeh robnih porazdelitev f_X in f_Y ni enak gostoti verjetnosti f_{XY} , kar je tudi zadostni pogoj za odvisnost dveh slučajnih spremenljivk.

5 Transformacije slučajnih spremenljivk

Vzemimo, da poznamo porazdelitev slučajne spremenljivke X . Določiti moramo porazdelitev slučajne spremenljivke Y , ki je znana funkcija slučajne spremenljivke X

$$Y = g(X). \quad (5.1)$$

Če je zveza (5.1) monotona funkcija, lahko zapišemo tudi obratno zvezo

$$X = g^{-1}(Y), \quad (5.2)$$

kjer je $g^{-1}(Y)$ tudi monotona funkcija.

5.1 Diskretne slučajne spremenljivke

Določimo najprej porazdelitev diskretne slučajne spremenljivke Y , če poznamo porazdelitev diskretne slučajne spremenljivke X in zvezo med Y in X . Verjetnostna funkcija slučajne spremenljivke Y je

$$p_Y(y_i) = P[Y = y_i] = P[g(X) = y_i] = \sum_{g(x_j)=y_i} p_X(x_j) \quad i = 1, \dots, n_Y. \quad (5.3)$$

Če je funkcija $g(X)$ monotona, lahko iz enačbe (5.3) izpeljemo

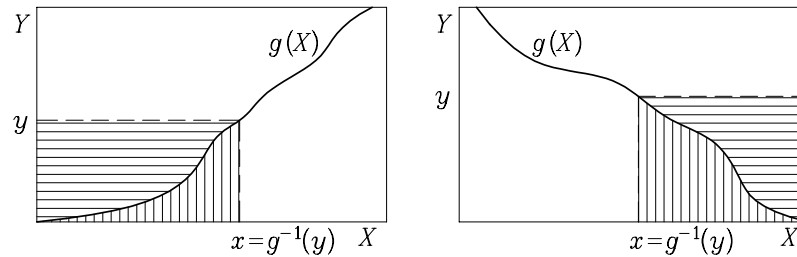
$$p_Y(y_i) = P[Y = y_i] = P[g(X) = y_i] = P[X = g^{-1}(y_i)] = p_X(g^{-1}(y_i)). \quad (5.4)$$

Na podoben način lahko izpeljemo tudi porazdelitveno funkcijo slučajne spremenljivke Y , če poznamo porazdelitveno funkcijo slučajne spremenljivke X in zvezo med X in Y . Zapišemo enačbo

$$F_Y(y) = P[Y \leq y] = P[g(X) \leq y] = \sum_{g(x_i) \leq y} p_X(x_i).$$

Če je zveza monotonno naraščajoča, lahko iz zadnje enačbe izpeljemo še (glej sliko 5.1)

$$F_Y(y) = P[Y \leq y] = P[g(X) \leq y] = P[X \leq g^{-1}(y)] = F_X(g^{-1}(y)).$$



Slika 5.1: Monotono naraščajoča in monotona padajoča zveza med spremenljivkama X in Y

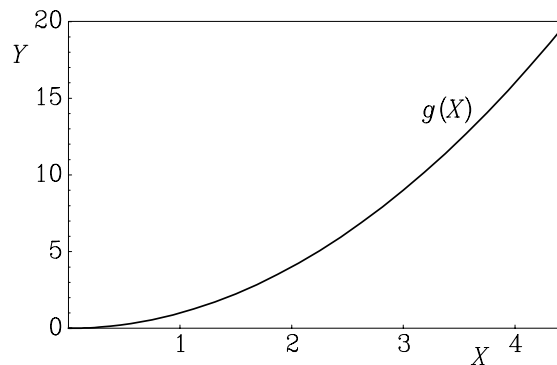
Za monotono padajočo zvezo moramo zapisati nekoliko spremenjeno enačbo (glej sliko 5.1):

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= P[Y \leq y] = P[g(X) \leq y] = P[X \geq g^{-1}(y)] = 1 - P[X < g^{-1}(y)] \\ &= 1 - F_X(g^{-1}(y)) + P[X = g^{-1}(y)]. \end{aligned}$$

Primer 5.1: Določimo verjetnostno funkcijo slučajne spremenljivke Y , če vemo, da je slučajna spremenljivka X enakomerno porazdeljena med vrednosti 0, 1, 2, 3, in 4 in je zveza med Y in X kvadratna enačba $Y = X^2$.

Rešitev: Verjetnostno funkcijo slučajne spremenljivke X lahko zapišemo z enačbo

$$p_X(x_i) = 1/5 \quad x_i = 0, 1, 2, 3, 4. \quad (5.5)$$



Slika 5.2: Kvadratna zveza med slučajnima spremenljivkama X in Y

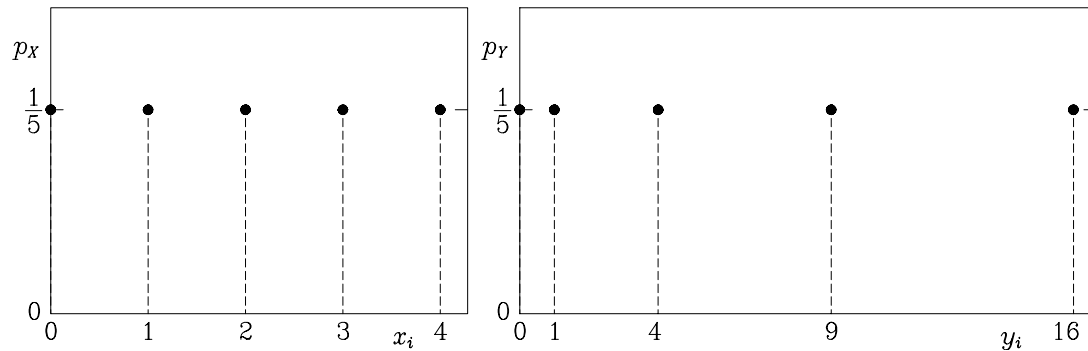
Na sliki 5.2 lahko vidimo, da je funkcija $g(X)$ na območju, ki sovпада z zalogo vrednosti slučajne spremenljivke X , monotona. Zato lahko zapišemo obratno zvezo $X = g^{-1}(Y) = \sqrt{Y}$ in uporabimo enačbo (5.4),

$$p_Y(y_i) = p_X(g^{-1}(y_i)) = p_X(\sqrt{y_i}). \quad (5.6)$$

S slike 5.2 vidimo, da zaloga vrednosti slučajne spremenljivke Y zajema števila 0, 1, 4, 9 in 16. Če upoštevamo zalogo vrednosti Y in enačbi (5.5) in (5.6), lahko zapišemo verjetnostno funkcijo slučajne

spremenljivke Y ,

$$p_Y(y_i) = 1/5 \quad y_i = 0, 1, 4, 9, 16.$$

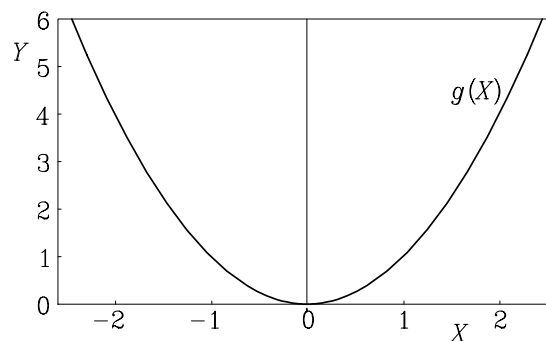


Slika 5.3: Verjetnostni funkciji slučajnih spremenljivk X in Y

Primer 5.2: Določimo verjetnostno funkcijo slučajne spremenljivke Y , če vemo, da je slučajna spremenljivka X enakomerno porazdeljena med vrednosti $-2, -1, 0, 1, 2$ in je zveza med Y in X kvadratna enačba $Y = X^2$.

Rešitev: Verjetnostno funkcijo slučajne spremenljivke X lahko zapišemo z enačbo

$$p_X(x_i) = 1/5 \quad x_i = -1, -2, 0, 1, 2. \quad (5.7)$$



Slika 5.4: Kvadratna zveza med slučajnima spremenljivkama X in Y

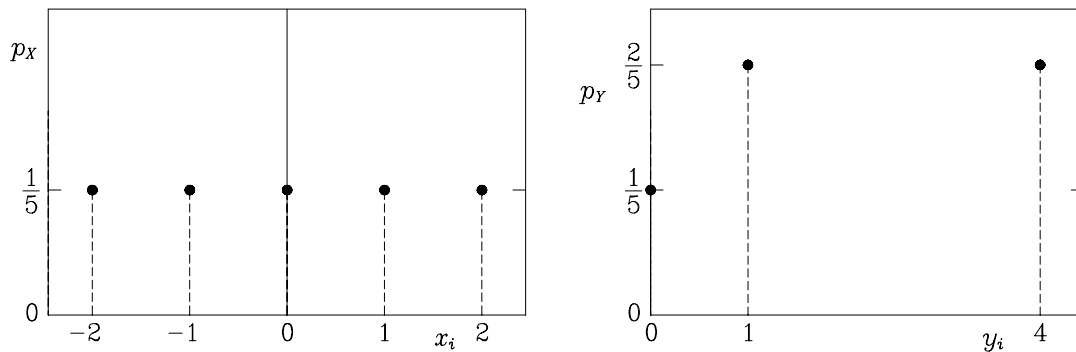
Na sliki 5.4 lahko vidimo, da zveza $g(X)$ na območju, ki vključuje zalogo vrednosti slučajne spremenljivke X , ni monotona, zato ne moremo zapisati enolične obratne zveze tako kot v primeru 5.1. S slike 5.4 lahko ugotovimo, da zaloga vrednosti slučajne spremenljivke Y zajema le števila 0, 1 in 4. Ugotovimo

verjetnosti, da slučajna spremenljivka zavzame eno izmed teh vrednosti:

$$\begin{aligned} p_Y(0) &= P[Y = 0] = P[X^2 = 0] = P[X = 0] = p_X(0) = 1/5, \\ p_Y(1) &= P[Y = 1] = P[X^2 = 1] = P[(X = 1) \cup (X = -1)] \\ &= P[X = 1] + P[X = -1] = p_X(1) + p_X(-1) = 2/5, \\ p_Y(4) &= P[Y = 4] = P[X^2 = 4] = P[(X = 2) \cup (X = -2)] \\ &= P[X = 2] + P[X = -2] = p_X(2) + p_X(-2) = 2/5. \end{aligned}$$

Verjetnostna funkcija slučajne spremenljivke Y je torej enaka

$$p_Y(y_i) = \begin{cases} 1/5 & y = 0, \\ 2/5 & y = 1, \\ 2/5 & y = 4. \end{cases}$$



Slika 5.5: Verjetnostni funkciji slučajnih spremenljivk X in Y

5.2 Zvezne slučajne spremenljivke

Če poznamo porazdelitev zvezne slučajne spremenljivke X ter zvezo med slučajno spremenljivko X in Y , lahko določimo porazdelitev slučajne spremenljivke Y . Izpeljimo pravilo za transformacijo zveznih slučajnih spremenljivk, če je funkcija $Y = g(X)$ monotona. V tem primeru obstaja tudi enolična funkcija $X = g^{-1}(Y)$. Zapišimo najprej porazdelitveno funkcijo slučajne spremenljivke Y za monotono naraščajočo funkcijo $Y = g(X)$:

$$F_Y(y) = P[Y \leq y] = P[g(X) \leq y] = P[X \leq g^{-1}(y)] = F_X(g^{-1}(y)). \quad (5.8)$$

Gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke Y dobimo z odvajanjem porazdelitvene funkcije:

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= \frac{dF_Y(y)}{dy} = \frac{dF_X(g^{-1}(y))}{dy} = \frac{dF_X(x)}{dx} \bigg|_{x=g^{-1}(y)} \frac{dg^{-1}(y)}{dy} \\ &= f_X(g^{-1}(y)) \frac{dg^{-1}(y)}{dy}. \end{aligned} \quad (5.9)$$

Podobno izpeljemo za monotono padajočo zvezo $g(X)$

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= P[Y \leq y] = P[g(X) \leq y] = P[X \geq g^{-1}(y)] = 1 - P[X < g^{-1}(y)] \\ &= 1 - F_X(g^{-1}(y)) + P[X = g^{-1}(y)] = 1 - F_X(g^{-1}(y)), \end{aligned} \quad (5.10)$$

saj pri zveznih slučajnih spremenljivkah velja, da je $P[X = g^{-1}(y)] = 0$.

Gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke Y dobimo z odvajanjem porazdelitvene funkcije:

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= \frac{dF_Y(y)}{dy} = \frac{d}{dy} (1 - F_X(g^{-1}(y))) = - \left. \frac{dF_X(x)}{dx} \right|_{x=g^{-1}(y)} \frac{dg^{-1}(y)}{dy} \\ &= -f_X(g^{-1}(y)) \frac{dg^{-1}(y)}{dy}. \end{aligned} \quad (5.11)$$

Ker je odvod $dg^{-1}(y)/dy$ za monotono padajočo funkcijo $g(X)$ negativen, za monotono naraščajočo pa pozitiven, lahko enačbi (5.9) in (5.11) združimo v eno enačbo, ki velja za poljubno monotono funkcijo:

$$f_Y(y) = f_X(g^{-1}(y)) \left| \frac{dg^{-1}(y)}{dy} \right|. \quad (5.12)$$

Za splošne (nemonotone) funkcijske zveze med zveznima slučajnima spremenljivkama X in Y lahko zapišemo porazdelitveno funkcijo slučajne spremenljivke Y takole:

$$F_Y(y) = P[Y \leq y] = P[g(X) \leq y] = \int_{g(x) \leq y} f_X(x) dx. \quad (5.13)$$

Primer 5.3: Linearna transformacija. *Vzemimo, da je zveza med X in Y linearna funkcija,*

$$Y = a + bX.$$

Slučajna spremenljivka X se porazdeljuje eksponentno z gostoto verjetnosti,

$$f_X(x) = \lambda e^{-\lambda x}, \quad x \geq 0.$$

Določimo gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke Y .

Rešitev: Določimo najprej zalogo vrednosti slučajne spremenljivke Y :

$$0 \leq x \rightarrow g(0) \leq g(x) \rightarrow a + b0 = a \leq y.$$

Na zgornji strani zaloga vrednosti slučajne spremenljivke Y ni omejena, saj limita

$$\lim_{x \rightarrow \infty} g(x) = \lim_{x \rightarrow \infty} a + bx$$

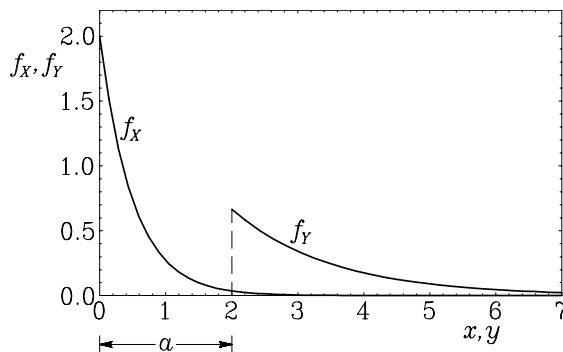
nima končne vrednosti. Ko gredo vrednosti x proti neskončnosti, gredo tudi vrednosti y proti neskončnosti.

Ker je linearna funkcija $y = a + bx$ za $b \neq 0$ monotona, lahko zapišemo inverzno funkcijo $g^{-1}(y)$ in njen odvod:

$$g^{-1}(y) = \frac{y - a}{b}, \quad \frac{dg^{-1}(y)}{dy} = \frac{1}{b}.$$

Zadnja izraza uporabimo v enačbi (5.12) in dobimo gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke Y :

$$f_Y(y) = \frac{\lambda}{b} e^{-\lambda \frac{y-a}{b}}, \quad y \geq a.$$



Slika 5.6: Gostota verjetnosti dveh linearno povezanih slučajnih spremenljivk

Na sliki 5.6 prikazujemo gostote verjetnosti eksponentno porazdeljene slučajne spremenljivke X z $\lambda = 2$ ter gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke $Y = a + bX$ za $a = 2$ in $b = 3$. Vidimo, da parameter a vpliva na premik gostote verjetnosti v levo ali desno, medtem ko parameter b vpliva na razpršenost. Večji kot je b , bolj razpršena je porazdelitev.

Primer 5.4: Vzemimo, da je zveza med slučajnim spremenljivkama X in Y določena z enačbo

$$Y = g(X) = \sqrt{\frac{X}{A}}.$$

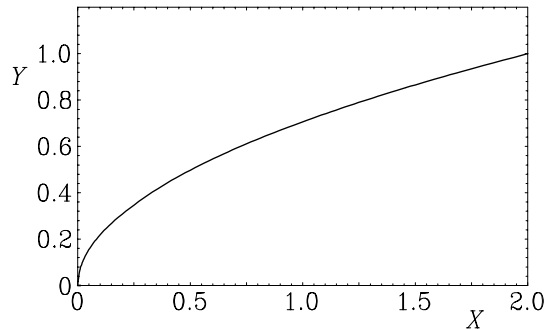
Gostota verjetnosti slučajne spremenljivke X je

$$f_X(x) = \frac{1}{r} \left(1 - \cos \frac{2\pi x}{r} \right) \quad 0 \leq x \leq r. \quad (5.14)$$

Določimo gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke Y .

Rešitev: Ker je zveza med X in Y monotona (glej sliko 5.7), lahko gostoto verjetnosti $f_Y(y)$ določimo z enačbo (5.12). Zato moramo določiti inverzno funkcijo $g^{-1}(Y)$ in njen odvod,

$$x = g^{-1}(y) = Ay^2, \quad \frac{dg^{-1}(y)}{dy} = 2Ay. \quad (5.15)$$

Slika 5.7: Zveza med slučajnima spremenljivkama X in Y

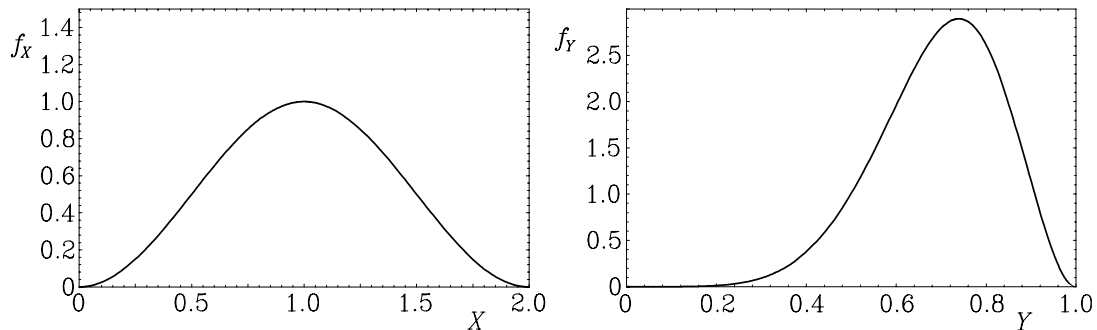
Zalogo vrednosti slučajne spremenljivke Y določimo tako, da neenačbo v (5.14) transformiramo s funkcijo $g(X)$,

$$0 \leq x \leq r \quad \rightarrow \quad g(0) \leq g(x) \leq g(r) \quad \rightarrow \quad 0 \leq y \leq \sqrt{\frac{r}{A}}. \quad (5.16)$$

Uporabimo oznake (5.14) in (5.15) v enačbi (5.12) in dobimo

$$f_Y(y) = \frac{2Ay}{r} \left(1 - \cos \frac{2\pi Ay^2}{r} \right) \quad 0 \leq y \leq \sqrt{\frac{r}{A}}. \quad (5.17)$$

Gostoti verjetnosti obeh slučajnih spremenljivk prikazujemo na sliki 5.8. Vidimo, da je slučajna spremenljivka Y porazdeljena nesimetrično, slučajna spremenljivka X pa simetrično.

Slika 5.8: Gostoti verjetnosti $f_X(x)$ in $f_Y(y)$ za $r = 2$ in $A = 2$

Primer 5.5: Vzemimo, da med slučajnima spremenljivkama X in Y velja sinusna zveza

$$Y = g(X) = \sin X.$$

Gostota verjetnosti slučajne spremenljivke X je

$$f_X(x) = \frac{1}{\pi} \quad 0 \leq x \leq \pi.$$

Določimo porazdelitveno funkcijo in gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke Y .

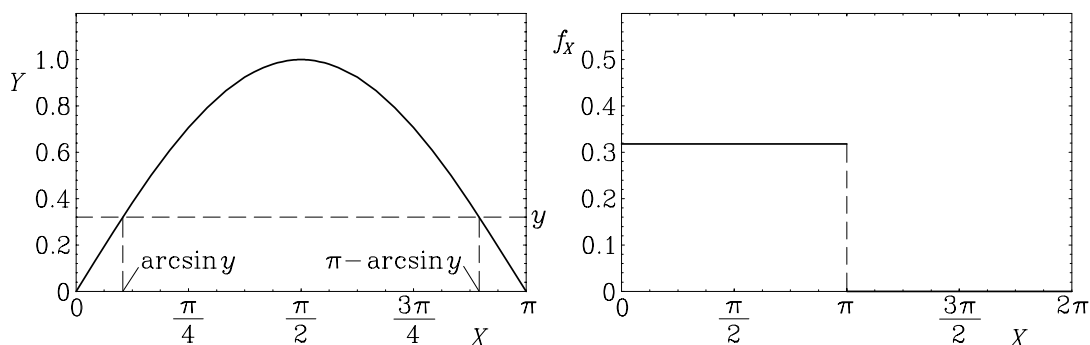
Rešitev: Na sliki 5.9 vidimo, da funkcija na obravnavanem območju ni monotona. Zato moramo najprej določiti porazdelitveno funkcijo $F_Y(y)$ po enačbi (5.13) ter nato z odvajanjem še gostoto verjetnosti $f_Y(y)$.

Inverzna funkcija funkcije $\sin x$ ni enolična, lahko pa definiramo glavne vrednosti inverzne funkcije, ki obsegajo le vrednosti od $-\pi/2$ do $\pi/2$. Zapišemo lahko

$$x = \arcsin y.$$

V našem primeru je $0 \leq x \leq \pi/2$ in $0 \leq y \leq 1$. Sedaj lahko uporabimo enačbo (5.13) (glej tudi sliko 5.9)

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= \int_{g(x) \leq y} f_X(x) dx = \int_0^{\arcsin y} \frac{1}{\pi} dx + \int_{\pi - \arcsin y}^{\pi} \frac{1}{\pi} dx \\ &= \frac{1}{\pi} (\arcsin y + \pi - \pi + \arcsin y) = \frac{2 \arcsin y}{\pi}. \end{aligned} \quad (5.18)$$



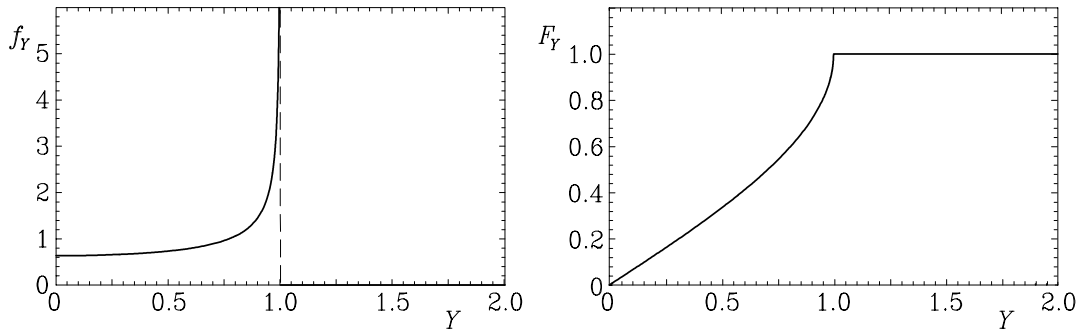
Slika 5.9: Sinusna zveza med spremenljivkama X in Y ter gostota verjetnosti $f_X(x)$

Zalogo vrednosti slučajne spremenljivke Y najlažje določimo s slike 5.9, na kateri lahko vidimo, da območju od 0 do π za slučajno spremenljivko X ustreza območje od 0 do 1 za slučajno spremenljivko Y .

Z odvajanjem enačbe (5.18) določimo še gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke Y ,

$$f_Y(y) = \frac{2}{\pi \sqrt{1 - y^2}} \quad 0 \leq y \leq 1.$$

Na sliki (5.10) prikazujemo gostoto verjetnosti $f_Y(y)$ in porazdelitveno funkcijo $F_Y(y)$ slučajne spremenljivke Y .

Slika 5.10: Gostota verjetnosti $f_Y(y)$ in porazdelitvena funkcija $F_Y(y)$

5.3 Funkcije več spremenljivk

Vzemimo, da je slučajna spremenljivka Z funkcija slučajnih spremenljivk X in Y ,

$$Z = g(X, Y).$$

Porazdelitveno funkcijo slučajne spremenljivke Z določimo z enačbo

$$F_Z(z) = P[Z \leq z] = P[g(X, Y) \leq z] = \iint_{g(x,y) \leq z} f_{XY}(x, y) dx dy. \quad (5.19)$$

Najpreprostejša, a tudi najpomembnejša zveza med slučajno spremenljivko Z in slučajnima spremenljivkama X in Y je linearna funkcija:

$$Z = g(X, Y) = X + Y.$$

Porazdelitveno funkcijo $F_Z(z)$ določimo po enačbi (5.19). Narišimo najprej območje, po katerem moramo integrirati za neki določeni $Z = z$ (slika 5.11),

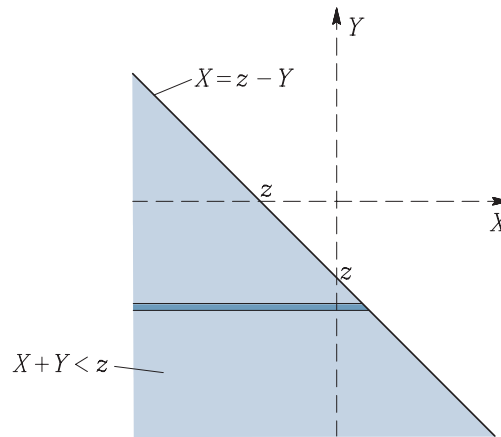
$$F_Z(z) = P[Z \leq z] = P[X + Y \leq z] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{z-y} f_{XY}(\tilde{x}, \tilde{y}) d\tilde{x} d\tilde{y}.$$

Gostoto verjetnosti $f_Z(z)$ določimo tako, da odvajamo porazdelitveno funkcijo po z . Pri odvajanju funkcije, podane z integralom, kjer je zgornja meja odvisna od spremenljivke, po kateri odvajamo, upoštevamo izrek (glej Bronštejn, Semendjajev, Musiol, Mühligh, Matematični priročnik, [Tehniška založba Slovenije](#), 1997, str. 341)

$$\frac{d}{dy} \int_{\alpha(y)}^{\beta(y)} f(x, y) dx = \int_{\alpha(y)}^{\beta(y)} \frac{df(x, y)}{dy} dx + \beta'(y) \cdot f(\beta(y), y) - \alpha'(y) \cdot f(\alpha(y), y),$$

pri čemer upoštevamo, da je le zgornja meja odvisna od spremenljivke, po kateri odvajamo:

$$f_Z(z) = \frac{dF_Z(z)}{dz} = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(z - \tilde{y}, \tilde{y}) d\tilde{y}.$$



Slika 5.11: Območje integracije za neki določeni $Z = z$

Če zamenjamo vrstni red integriranja, dobimo podobno enačbo:

$$f_Z(z) = \frac{dF_Z(z)}{dz} = \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(\tilde{x}, z - \tilde{x}) d\tilde{x}.$$

Zgornji dve enačbi predstavljata izraz za določitev gostote verjetnosti slučajne spremenljivke Z , ki je vsota dveh slučajnih spremenljivk X in Y . Ta proces imenujemo **konvolucija**, integrala pa **konvolucijska integrala**. V primeru, da sta slučajni spremenljivki medsebojno neodvisni, dobita konvolucijska integrala naslednjo obliko:

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(z - \tilde{y}) f_Y(\tilde{y}) d\tilde{y} = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(\tilde{x}) f_Y(z - \tilde{x}) d\tilde{x}. \quad (5.20)$$

Uporabo konvolucijskega integrala bomo spoznali v poglavju [Verjetnostne porazdelitve – porazdelitev gama in normalna porazdelitev](#).

6 Momenti porazdelitev

Do sedaj smo slučajne spremenljivke v celoti opisovali z njihovimi porazdelitvenimi zakoni, ki jih matematično zapišemo z verjetnostno funkcijo ali gostoto verjetnosti oziroma porazdelitveno funkcijo.

Mnogokrat se zgodi, da imamo na voljo premalo podatkov, da bi lahko v celoti določili porazdelitveni zakon. Poleg tega je za inženirja pogosto dovolj, da pozna le določene lastnosti porazdelitvenega zakona.

Tem lastnostim pravimo **momenti porazdelitve**. Poimenovanje je nastalo po analogiji z mehaniko, kjer neko telo lahko v celoti opišemo tako, da za vsako točko, ki jo telo zavzema, zapišemo gostoto, lego, hitrost, temperaturo ... Po drugi strani pa lahko isto telo zelo dobro opišemo tudi z njegovimi lastnostmi, kot so masa, statični momenti (lega težišča), vztrajnostni momenti ...

6.1 Momenti in centralni momenti slučajne spremenljivke

Definirajmo moment r -tega reda za diskretno in zvezno slučajno spremenljivko X :

$$m_X^{(r)} = \sum_{i=1}^n x_i^r p_X(x_i), \quad m_X^{(r)} = \int_{-\infty}^{\infty} x^r f_X(x) dx. \quad (6.1)$$

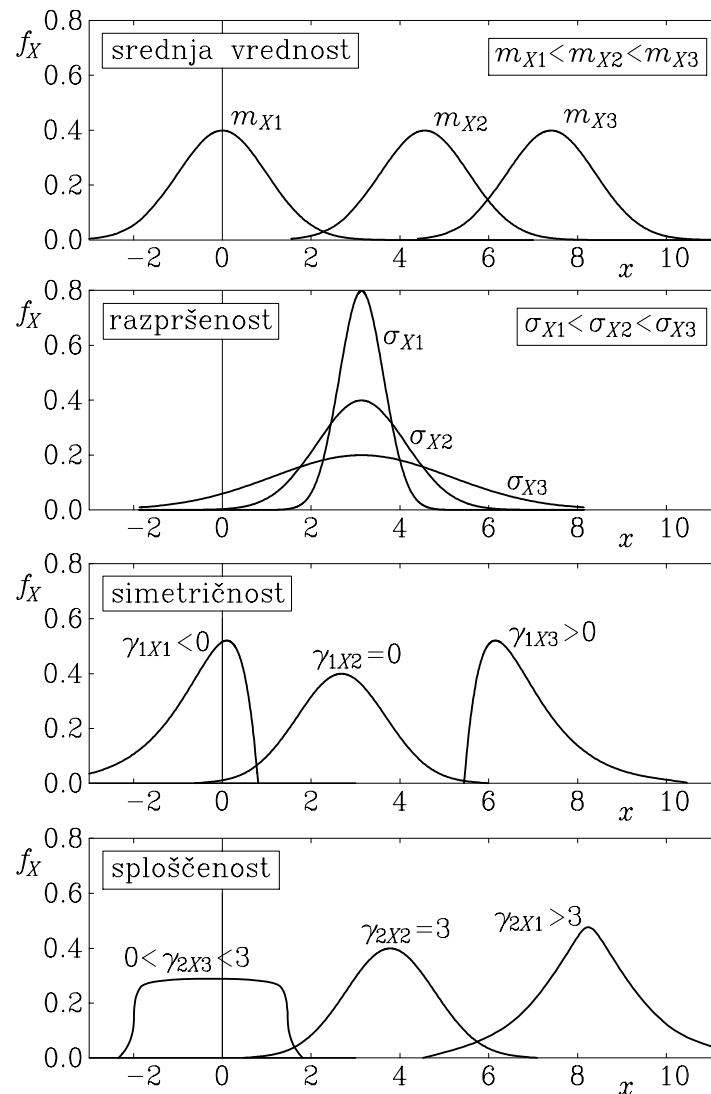
Iz lastnosti verjetnostne funkcije in gostote verjetnosti sledi, da je moment ničtega reda vedno enak 1.

$$m_X^{(0)} = \sum_{i=1}^n p_X(x_i) = 1, \quad m_X^{(0)} = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = 1. \quad (6.2)$$

V analogiji z mehaniko moment ničtega reda ustreza masi telesa. Zelo pomemben je moment prvega reda, ki predstavlja **pričakovano vrednost** ali **matematično upanje** ali **srednjo vrednost** slučajne spremenljivke X . Moment prvega reda označimo z m_X ali $E[X]$

$$m_X^{(1)} = m_X = E[X] = \sum_{i=1}^n x_i p_X(x_i), \quad m_X^{(1)} = m_X = E[X] = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx. \quad (6.3)$$

Oznaka $E[X]$ predstavlja pričakovano vrednost slučajne spremenljivke X (angl. expected value). V analogiji z mehaniko pričakovana vrednost slučajne spremenljivke predstavlja lego težišča telesa. Pomen pričakovane vrednosti pri neki zvezni slučajni spremenljivki prikazujemo na sliki 6.1.



Slika 6.1: Pomen različnih vrednosti m_X , σ_X , γ_{1X} in γ_{2X}

Momenti višjega reda po enačbi (6.1) nimajo neposrednega pomena, zato jih tukaj ne obravnavamo. Sedaj, ko poznamo pričakovano vrednost m_X slučajne spremenljivke X , lahko definiramo centralni

moment r -tega reda

$$\mu_X^{(r)} = \sum_{i=1}^n (x_i - m_X)^r p_X(x_i), \quad \mu_X^{(r)} = \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X)^r f_X(x) dx. \quad (6.4)$$

Centralni moment ničtega reda je enak ena, saj velja enačba (6.2) tudi za centralni moment $\mu_X^{(0)}$. Določimo centralni moment prvega reda! Zaradi preglednosti izpeljujemo le za primer zvezno porazdeljene slučajne spremenljivke. Iz enačbe (6.4) sledi

$$\begin{aligned} \mu_X^{(1)} &= \mu_X = \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X) f_X(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx - \int_{-\infty}^{\infty} m_X f_X(x) dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx - m_X \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx. \end{aligned} \quad (6.5)$$

Če v enačbi (6.5) upoštevamo enačbi (6.2) in (6.3), lahko zaključimo, da je centralni moment prvega reda enak nič:

$$\mu_X^{(1)} = m_X - m_X = 0.$$

Najpogosteje uporabljeni centralni moment je centralni moment drugega reda, s katerim opišemo razpršenost oziroma variabilnost slučajne spremenljivke. Centralni moment drugega reda imenujemo **varianca** in označimo z $\text{var}[X]$, $D[X]$ ali σ_X^2 :

$$\begin{aligned} \mu_X^{(2)} &= \text{var}[X] = D[X] = \sigma_X^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - m_X)^2 p_X(x_i), \\ \mu_X^{(2)} &= \text{var}[X] = D[X] = \sigma_X^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X)^2 f_X(x) dx. \end{aligned} \quad (6.6)$$

Standardni odklon ali **standardna deviacija** je definiran kot pozitivni kvadratni koren variance $\sigma_X = \sqrt{\text{var}[X]}$. Pomen σ_X pri zvezni slučajni spremenljivki prikazujemo na sliki 6.1. Pogosto želimo razpršenost opisati z brezdimenzijsko oziroma relativno mero razpršenosti, ki jo definiramo z enačbo

$$V_X = \frac{\sigma_X}{m_X} \quad (6.7)$$

in imenujemo **koeficient variacije**.

Slučajno spremenljivko X lahko povsem opišemo le s porazdelitvenim zakonom ali pa z momenti vseh redov. Za praktično uporabo je običajno dovolj že podatek o pričakovani vrednosti $E[X] = m_X$ in razpršenosti $\text{var}[X] = \sigma_X^2$ slučajne spremenljivke X . Geometrijski pomen imata še dva višja centralna

momenta slučajne spremenljivke X . Centralni moment tretjega reda $\mu_X^{(3)}$ je mera za simetričnost, centralni moment četrtega reda $\mu_X^{(4)}$ pa je mera za sploščenost oziroma koničastost. Koeficient asimetrije γ_{1X} definiramo z enačbo

$$\gamma_{1X} = \frac{\mu_X^{(3)}}{\sigma_X^3}. \quad (6.8)$$

Pri simetričnih porazdelitvah je γ_{1X} enak 0. Gostoto verjetnosti dveh nesimetričnih in ene simetrične zvezne slučajne spremenljivke prikazujemo na sliki 6.1.

Koeficient sploščenosti oziroma koničastosti γ_{2X} , ki ga imenujemo tudi koeficient kurtosis, definiramo z enačbo

$$\gamma_{2X} = \frac{\mu_X^{(4)}}{\sigma_X^4}. \quad (6.9)$$

Sploščenost obravnavane porazdelitve primerjamo s sploščenostjo normalno porazdeljene slučajne spremenljivke, ki jo bomo podrobneje obravnavali v nadaljevanju in katere koeficient kurtosis je enak 3. Za porazdelitve, ki imajo koeficient kurtosis večji od 3, velja, da so bolj koničaste, vrednosti, manjše od 3, pa predstavljajo bolj sploščene porazdelitve. Glej sliko 6.1.

6.2 Pričakovana vrednost funkcije slučajne spremenljivke

Vzemimo, da poznamo porazdelitev slučajne spremenljivke X in vemo, da je slučajna spremenljivka Y funkcija slučajne spremenljivke X

$$Y = g(X).$$

Določiti želimo pričakovano vrednost $E[Y]$ slučajne spremenljivke Y , ne da bi določili porazdelitev slučajne spremenljivke Y . Obravnavamo zvezno slučajno spremenljivko, čeprav iste lastnosti veljajo tudi za diskretno. Pričakovano vrednost slučajne spremenljivke Y določimo po naslednji enačbi

$$E[Y] = \int_{-\infty}^{\infty} y f_Y(y) dy = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) f_X(x) dx = E[g(X)]. \quad (6.10)$$

Vidimo, da lahko pričakovano vrednost slučajne spremenljivke Y določimo tako, da integriramo funkcijo $g(x) f_X(x)$ in nam ni treba določiti gostote verjetnosti slučajne spremenljivke Y . Izpeljimo nekaj lastnosti pričakovanih vrednosti funkcij slučajnih spremenljivk. Pričakovana vrednost konstante c je

$$E[c] = \int_{-\infty}^{\infty} c f_X(x) dx = c \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = c, \quad (6.11)$$

kar je seveda logičen rezultat, saj konstanta c ni slučajna spremenljivka in ne more zavzeti druge vrednosti kot c . Pričakovana vrednost linearne funkcije $a + bX$ slučajne spremenljivke X je

$$E[a + bX] = \int_{-\infty}^{\infty} (a + bx) f_X(x) dx = a \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx + b \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx = a + bE[X]. \quad (6.12)$$

Pričakovano vrednost vsote dveh funkcij slučajne spremenljivke X določimo na podoben način

$$\begin{aligned} E[g_1(X) + g_2(X)] &= \int_{-\infty}^{\infty} (g_1(x) + g_2(x)) f_X(x) dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} g_1(x) f_X(x) dx + \int_{-\infty}^{\infty} g_2(x) f_X(x) dx = E[g_1(X)] + E[g_2(X)]. \end{aligned} \quad (6.13)$$

Če primerjamo enačbi (6.6) in (6.10), vidimo, da lahko varianco slučajne spremenljivke $\text{var}[X]$ upoštevamo kot pričakovano vrednost funkcije $g(X) = (X - m_X)^2$

$$\text{var}[X] = E[(X - m_X)^2]. \quad (6.14)$$

Iz enačbe (6.14) lahko izpeljemo obrazec, ki nam v določenih primerih poenostavi računanje variance slučajnih spremenljivk. Ob upoštevanju enačb (6.3), (6.11) in (6.12) lahko iz enačbe (6.14) dobimo

$$\begin{aligned} \text{var}[X] &= E[(X - m_X)^2] = E[X^2 - 2Xm_X + m_X^2] \\ &= E[X^2] - 2m_X E[X] + m_X^2 = E[X^2] - E[X]^2. \end{aligned} \quad (6.15)$$

Prednost uporabe enačbe (6.15) pred (6.14) bomo prikazali v računskem primeru 6.1. Izpeljimo nekaj lastnosti variance slučajne spremenljivke. Varianca konstante c je ob upoštevanju (6.11) enaka

$$\text{var}[c] = E[(c - c)^2] = E[0] = 0, \quad (6.16)$$

kar je pričakovan rezultat, saj konstanta c ni slučajna spremenljivka, ampak deterministična vrednost, katere razpršenost je enaka nič. Varianca linearne funkcije $a + bX$ slučajne spremenljivke X je enaka (upoštevajmo tudi enačbi (6.12) in (6.14))

$$\text{var}[a + bX] = E[(a + bX - (a + bm_X))^2] = E[b^2(X - m_X)^2] = b^2 \text{var}[X]. \quad (6.17)$$

Primer 6.1: Določimo pričakovano vrednost, varianco ter koeficienta asimetrije in sploščenosti slučajne spremenljivke X , ki predstavlja rezultat metanja poštene kocke!

Rešitev: Verjetnostno funkcijo te slučajne spremenljivke smo določili že v primeru 4.2.

$$p_X(x_i) = \frac{1}{6}, \quad i = 1, \dots, 6.$$

Pričakovano vrednost in varianco določimo po enačbah (6.3) in (6.6):

$$m_X = \sum_{i=1}^6 x_i p_X(x_i) = \frac{1 + 2 + 3 + 4 + 5 + 6}{6} = 3.5$$

in

$$\begin{aligned} \sigma_X^2 &= \sum_{i=1}^6 (x_i - m_X)^2 p_X(x_i) \\ &= \frac{(1 - 3.5)^2 + (2 - 3.5)^2 + (3 - 3.5)^2 + (4 - 3.5)^2 + (5 - 3.5)^2 + (6 - 3.5)^2}{6} \\ &= \frac{35}{12} = 2.9167 \end{aligned}$$

Izračunajmo varianco te slučajne spremenljivke še z uporabo enačbe (6.15):

$$\sigma_X^2 = \sum_{i=1}^6 x_i^2 p_X(x_i) - m_X^2 = \frac{1^2 + 2^2 + 3^2 + 4^2 + 5^2 + 6^2}{6} - 3.5^2 = 2.9167.$$

Standardna deviacija σ_X je enaka

$$\sigma_X = \sqrt{\sigma_X^2} = \sqrt{2.9167} = 1.7078.$$

Določimo še koeficienta asimetrije γ_{1X} in sploščenosti γ_{2X} . Glede na to, da je enakomerna porazdelitev simetrična, lahko pričakujemo, da bo koeficient asimetrije enak nič

$$\begin{aligned} \gamma_{1X} &= \frac{1}{\sigma_X^3} \sum_{i=1}^6 (x_i - m_X)^3 p_X(x_i) \\ &= \frac{(1 - 3.5)^3 + (2 - 3.5)^3 + (3 - 3.5)^3 + (4 - 3.5)^3 + (5 - 3.5)^3 + (6 - 3.5)^3}{1.7078^3 \cdot 6} = 0. \end{aligned}$$

Koeficient sploščenosti oziroma koeficient kurtosis pa je enak

$$\begin{aligned} \gamma_{2X} &= \frac{1}{\sigma_X^4} \sum_{i=1}^6 (x_i - m_X)^4 p_X(x_i) \\ &= \frac{(1 - 3.5)^4 + (2 - 3.5)^4 + (3 - 3.5)^4 + (4 - 3.5)^4 + (5 - 3.5)^4 + (6 - 3.5)^4}{1.7078^4 \cdot 6} = 1.7314. \end{aligned}$$

Po pričakovanju smo izračunali koeficient kurtosis, ki je manjši od 3, kar je značilno za sploščene porazdelitve.

Primer 6.2: Določimo pričakovano vrednost, varianco ter koeficienta asimetrije in sploščenosti zvezne slučajne spremenljivke X , porazdeljene po eksponentni porazdelitvi! Gostota verjetnosti je

$$f_X(x) = 2e^{-2x} \quad x \geq 0.$$

Rešitev: Pričakovano vrednost izračunamo po enačbi (6.3)

$$m_X = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx = \int_0^{\infty} 2x e^{-2x} dx = \lim_{c \rightarrow \infty} \int_0^c 2x e^{-2x} dx.$$

Gornji integral določimo z integriranjem po delih in dobimo:

$$m_X = \lim_{c \rightarrow \infty} \left(-x e^{-2x} - \frac{1}{2} e^{-2x} \right) \Big|_0^c = \lim_{c \rightarrow \infty} \left[\left(-c e^{-2c} - \frac{1}{2} e^{-2c} \right) - \left(-0 e^{-2 \cdot 0} - \frac{1}{2} e^{-2 \cdot 0} \right) \right].$$

Za prvi izraz v limiti lahko z L'Hôpitalovim¹ pravilom pokažemo, da je enak nič. Očitno sta nič tudi drugi in tretji člen. Tako lahko zaključimo, da je pričakovana vrednost te slučajne spremenljivke enaka

$$m_X = \frac{1}{2}.$$

Na podoben način z upoštevanjem enačbe (6.15) in zaporedno uporabo integriranja po delih lahko izračunamo tudi višje momente. Rezultati, ki smo jih dobili s programom MATHEMATICA so:²

$$\text{var}[X] = \frac{1}{4}, \quad \gamma_{1X} = 2, \quad \gamma_{2X} = 9.$$

Ker je eksponentna porazdelitev nesimetrična smo lahko pričakovali, da je koeficient asimetrije različen od nič. Eksponentna porazdelitev je tudi očitno bolj koničasta od normalne, zato je koeficient sploščenosti večji od 3.

¹ Guillaume Francois Antoine Marquis de L'Hôpital, francoski matematik, avtor prvega učbenika o diferencialnem računu, (1661–1704).

² Integracija, izvedena s programom MATHEMATICA:

```
fX[x_] := 2 E^(-2 x);
mx = Integrate[x fX[x], {x, 0, Infinity}];
varx = Integrate[(x-mx)^2 fX[x], {x, 0, Infinity}];
sigmax = Sqrt[varx];
gama1 = Integrate[(x-mx)^3 fX[x], {x, 0, Infinity}]/sigmax^3;
gama2 = Integrate[(x-mx)^4 fX[x], {x, 0, Infinity}]/sigmax^4;
Print["mx = ", mx]; Print["Var[X] = ", varx];
Print["gama1 = ", gama1]; Print["gama2 = ", gama2];
```

mx = $\frac{1}{2}$

Var[X] = $\frac{1}{4}$

gama1 = 2

gama2 = 9

6.3 Momenti in centralni momenti slučajnega vektorja

Obravnavamo slučajni vektor z dvema slučajnima spremenljivkama X in Y . Momente slučajnih vektorjev večjih razsežnosti izračunamo na enak način in jih zato ne bomo obravnavali. Moment diskretnega in zveznega slučajnega vektorja reda p, r definiramo z naslednjima enačbama

$$m_{XY}^{(p,r)} = \sum_{i=1}^{n_X} \sum_{j=1}^{n_Y} x_i^p y_j^r p_{XY}(x_i, y_j), \quad m_{XY}^{(p,r)} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^r f_{XY}(x, y) dx dy. \quad (6.18)$$

Enako kot pri momentih slučajne spremenljivke iz lastnosti verjetnostne funkcije in gostote verjetnosti sledi, da sta ničta momenta slučajnega vektorja enaka ena

$$m_{XY}^{(0,0)} = 1.$$

Zaradi krajšega zapisa bomo v nadaljevanju obravnavali le zvezne slučajne vektorje. Vse ugotovitve, do katerih bomo prišli, lahko brez težav pokažemo tudi za diskretne slučajne vektorje. Pri slučajnem vektorju z dvema elementoma imamo dva momenta prvega reda, ki ju izračunamo po naslednjih enačbah:

$$m_{XY}^{(1,0)} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x f_{XY}(x, y) dx dy,$$

$$m_{XY}^{(0,1)} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} y f_{XY}(x, y) dx dy.$$

Ob upoštevanju enačbe (4.26) za določitev delnih gostot verjetnosti $f_X(x)$ in $f_Y(y)$ in definicije pričakovane vrednosti slučajne spremenljivke (enačba (6.3)) lahko zapišemo

$$m_{XY}^{(1,0)} = \int_{-\infty}^{\infty} x \left(\int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dy \right) dx = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx = m_X,$$

$$m_{XY}^{(0,1)} = \int_{-\infty}^{\infty} y \left(\int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dx \right) dy = \int_{-\infty}^{\infty} y f_Y(y) dy = m_Y. \quad (6.19)$$

Vidimo, da smo določili pričakovani vrednosti slučajnega vektorja X, Y . Ker momenti višjega reda nimajo neposrednega pomena, nadaljujemo z definicijo centralnega momenta reda p, r

$$\mu_{XY}^{(p,r)} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X)^p (y - m_Y)^r f_{XY}(x, y) dx dy.$$

Podobno kot pri momentih slučajne spremenljivke velja, da so $\mu_{XY}^{(0,0)} = 1$, $\mu_{XY}^{(1,0)} = 0$ in $\mu_{XY}^{(0,1)} = 0$. Najpomembnejši so momenti drugega reda, ki so v primeru dvorazsežnega slučajnega vektorja trije.

Upoštevajmo enačbi (4.26) in (6.6) in dobimo

$$\begin{aligned}\mu_{XY}^{(2,0)} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X)^2 f_{XY}(x, y) dx dy = \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X)^2 \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dy dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X)^2 f_X(x) dx = \text{var}[X] = \sigma_X^2,\end{aligned}\tag{6.20}$$

$$\begin{aligned}\mu_{XY}^{(0,2)} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (y - m_Y)^2 f_{XY}(x, y) dx dy = \int_{-\infty}^{\infty} (y - m_Y)^2 \int_{-\infty}^{\infty} f_{XY}(x, y) dx dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} (y - m_Y)^2 f_Y(y) dy = \text{var}[Y] = \sigma_Y^2.\end{aligned}\tag{6.21}$$

Zgornji enačbi opisujeta varianci slučajnih spremenljivk X in Y in predstavljata meri za razpršenost slučajnih spremenljivk X in Y . Tretji moment drugega reda pa označimo s $\text{cov}[X, Y]$ oziroma σ_{XY} in imenujemo **kovarianca** med slučajnima spremenljivkama X in Y slučajnega vektorja X, Y

$$\mu_{XY}^{(1,1)} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X)(y - m_Y) f_{XY}(x, y) dx dy = \text{cov}[X, Y] = \sigma_{XY}.\tag{6.22}$$

Zapišimo sedaj še definicije pričakovanih vrednosti, varianc in kovariance za diskretni slučajni vektor dveh slučajnih spremenljivk. Podobno kot v enačbah (6.19), (6.20), (6.21) in (6.22) lahko zapišemo:

$$\begin{aligned}m_X &= m_{XY}^{(1,0)} = \sum_{i=1}^{n_X} \sum_{j=1}^{n_Y} x_i p_{XY}(x_i, y_j) \\ m_Y &= m_{XY}^{(0,1)} = \sum_{i=1}^{n_X} \sum_{j=1}^{n_Y} y_j p_{XY}(x_i, y_j) \\ \text{var}[X] &= \sigma_X^2 = \mu_{XY}^{(2,0)} = \sum_{i=1}^{n_X} \sum_{j=1}^{n_Y} (x_i - m_X)^2 p_{XY}(x_i, y_j) \\ \text{var}[Y] &= \sigma_Y^2 = \mu_{XY}^{(0,2)} = \sum_{i=1}^{n_X} \sum_{j=1}^{n_Y} (y_j - m_Y)^2 p_{XY}(x_i, y_j) \\ \text{cov}[X, Y] &= \sigma_{XY} = \mu_{XY}^{(1,1)} = \sum_{i=1}^{n_X} \sum_{j=1}^{n_Y} (x_i - m_X)(y_j - m_Y) p_{XY}(x_i, y_j)\end{aligned}\tag{6.23}$$

Kovarianca med dvema slučajnima spremenljivka je mera za njuno linearno odvisnost. Za lažjo primerjavo vpeljemo brezdimenzionalno mero ρ_{XY} , ki jo imenujemo **korelacijski koeficient** in določimo po naslednji enačbi

$$\rho_{XY} = \frac{\text{cov}[X, Y]}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}. \quad (6.24)$$

Vrednost korelacijskega koeficienta leži na območju od -1 do 1 ($-1 \leq \rho_{XY} \leq 1$), kar bomo dokazali v primeru 6.6. Vrednosti okoli ničle pomenijo, da slučajni spremenljivki nista linearno odvisni. Vrednosti blizu 1 pomenijo močno pozitivno linearno odvisnost, vrednosti blizu -1 pa močno negativno linearno odvisnost. Če je korelacijski koeficient med dvema slučajnima spremenljivkama X in Y blizu ena, pomeni, da velikim vrednostim slučajne spremenljivke X pripadajo velike vrednosti spremenljivke Y . Naštejmo nekaj primerov takih parov: človekova višina in teža, moč avtomobilskega motorja in največji pospeški, ki jih zmore avtomobil, obtežba in pomik (pri dovolj majhni obtežbi, tako da je vpliv nelinearnosti majhen), natezna trdnost betona in kvadratni koren njegove tlačne trdnosti³ in še mnogo drugih. Za slučajni spremenljivki s korelacijskim koeficientom blizu -1 pa velja, da manjše vrednosti slučajne spremenljivke X pogojujejo velike vrednosti slučajne spremenljivke Y in obratno. Tudi takih parov je mnogo: teža človeka in njegov najboljši dosežek v skoku v višino, največja hitrost avtomobila v zavoju in ukrivljenost zavoja, tlačna trdnost betona pri ciklični obremenitvi in število ponovitev obtežbe (ciklov).⁴ Korelacijski koeficient okoli nič pomeni, da velike vrednosti ene slučajne spremenljivke ne pomenijo nujno tudi velike ali majhne vrednosti druge. Taki pari slučajnih spremenljivk so: količina padavin, ki pade v nekem območju v dveh zaporednih letih, stalna obtežba na konstrukcijo in obtežba z vetrom in mnogo drugih. Kot smo pri zadnjih primerih nakazali, je neodvisnost med slučajnima spremenljivkama razlog zato, da je korelacija med njima enaka nič. Dokažimo!

Za dve neodvisni slučajni spremenljivki velja, da je gostota verjetnosti vektorja X, Y produkt gostote verjetnosti slučajnih spremenljivk X in Y (enačba (4.30))

$$f_{XY}(x, y) = f_X(x) f_Y(y).$$

Ob upoštevanju zadnje enačbe v (6.22) in dejstvu, da sta centralna momenta $\mu_X^{(1)}$ in $\mu_Y^{(1)}$ enaka nič, dobimo

$$\begin{aligned} \text{cov}[X, Y] &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X)(y - m_Y) f_{XY}(x, y) dx dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X) f_X(x) dx \cdot \int_{-\infty}^{\infty} (y - m_Y) f_Y(y) dy = \mu_X^{(1)} \mu_Y^{(1)} = 0. \end{aligned}$$

³ F.K. Kong, R.H. Evans, E. Cohen, F. Roll (eds.), Handbook of Structural Concrete, McGraw-Hill, Book Company, 1983, str. 5–11.

⁴ F.K. Kong, R.H. Evans, E. Cohen, F. Roll (eds.), Handbook of Structural Concrete, McGraw-Hill, Book Company, 1983, str. 16–8.

Dokazali smo, da imata dve neodvisni slučajni spremenljivki kovarianco in s tem tudi korelacijski koeficient enako nič. **Toda pazite!** Obratno ne velja vedno. To pomeni, da sta lahko dve slučajni spremenljivki stohastično odvisni tudi v primeru, ko je korelacija med njima enaka nič (glej primer 6.4).

Primer 6.3: Določimo kovarianco slučajnega vektorja X, Y iz primera 4.7. Gostota verjetnosti je

$$f_{XY}(x, y) = \frac{x}{\pi a^2} \quad 0 \leq x \leq a, \quad 0 \leq y \leq 2\pi.$$

Rešitev: Najprej moramo določiti pričakovani vrednosti slučajnih spremenljivk po enačbah (6.19), pri čemer uporabimo rezultata iz primera 4.7 (enačbi(4.31 in (4.32)):

$$m_X = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx = \int_0^a x \frac{2x}{a^2} dx = \frac{2x^3}{3a^2} \Big|_0^a = \frac{2a}{3},$$

$$m_Y = \int_{-\infty}^{\infty} y f_Y(y) dy = \int_0^{2\pi} y \frac{1}{2\pi} dy = \frac{y^2}{4\pi} \Big|_0^{2\pi} = \pi.$$

Kovarianco slučajnega vektorja X, Y izračunamo po enačbi (6.22)

$$\begin{aligned} \text{cov}[X, Y] &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X)(y - m_Y) f_{XY}(x, y) dx dy \\ &= \int_0^a \int_0^{2\pi} \left(x - \frac{2a}{3}\right) (y - \pi) \frac{x}{\pi a^2} dx dy \\ &= \int_0^a \left(x - \frac{2a}{3}\right) \frac{x}{\pi a^2} \left(\frac{y^2}{2} - \pi y\right) \Big|_0^{2\pi} dx = \int_0^a \left(x - \frac{2a}{3}\right) \frac{x}{\pi a^2} 0 dx = 0 \end{aligned}$$

Kovarianca med tema dvema slučajnima spremenljivkama je enaka nič. Glede na to, da smo v primeru 4.7 pokazali, da sta slučajni spremenljivki X in Y v tem primeru neodvisni, je tak rezultat pričakovan.

Primer 6.4: Določimo kovarianco slučajnega vektorja X, Y iz primera 4.8. Gostota verjetnosti je določena z enačbo (4.33)

$$f_{XY}(x, y) = \frac{1}{\pi R^2} \quad x^2 + y^2 \leq R^2.$$

Rešitev: Izračunati moramo pričakovani vrednosti slučajnih spremenljivk po enačbah (6.19) in kovarianco po enačbi (6.22). Za vajo izračunajmo še varianci slučajnih spremenljivk X in Y . Integrirati moramo po naslednjih enačbah:

$$m_X = \int_{-R}^R \int_{-\sqrt{R^2-x^2}}^{\sqrt{R^2-x^2}} x \frac{1}{\pi R^2} dy dx$$

$$m_Y = \int_{-R}^R \int_{-\sqrt{R^2-x^2}}^{\sqrt{R^2-x^2}} y \frac{1}{\pi R^2} dy dx$$

$$\text{var}[X] = \int_{-R}^R \int_{-\sqrt{R^2-x^2}}^{\sqrt{R^2-x^2}} (x - m_X)^2 \frac{1}{\pi R^2} dy dx$$

$$\text{var}[Y] = \int_{-R}^R \int_{-\sqrt{R^2-x^2}}^{\sqrt{R^2-x^2}} (y - m_Y)^2 \frac{1}{\pi R^2} dy dx$$

$$\text{cov}[X, Y] = \int_{-R}^R \int_{-\sqrt{R^2-x^2}}^{\sqrt{R^2-x^2}} (x - m_X)(y - m_Y) \frac{1}{\pi R^2} dy dx$$

Integracijo opravimo s programom MATHEMATICA.⁵ Tako dobljeni rezultati so:

$$m_X = m_Y = 0, \quad \text{var}[X] = \text{var}[Y] = \frac{R^2}{4}, \quad \text{cov}[X, Y] = 0.$$

⁵ Integracija, izvedena s programom MATHEMATICA:

```

fxy = 1/Pi/R^2;
mx = Integrate[Integrate[x fxy, {y, -Sqrt[R^2-x^2], Sqrt[R^2-x^2]}], {x, -R, R}];
my = Integrate[Integrate[x fxy, {y, -Sqrt[R^2-x^2], Sqrt[R^2-x^2]}], {x, -R, R}];
Varx = Integrate[Integrate[(x-mx)^2 fxy, {y, -Sqrt[R^2-x^2], Sqrt[R^2-x^2]}], {x, -R, R}];
Vary = Integrate[Integrate[(y-my)^2 fxy, {y, -Sqrt[R^2-x^2], Sqrt[R^2-x^2]}], {x, -R, R}];
Covxy = Integrate[Integrate[(x-mx)(y-my) fxy, {y, -Sqrt[R^2-x^2], Sqrt[R^2-x^2]}], {x, -R, R}];
Print["mX = ", mx]; Print["mY = ", my];
Print["Var[X] = ", Varx]; Print["Var[Y] = ", Vary]; Print["Cov[X, Y] = ", Covxy];

mX = 0
mY = 0

Var[X] =  $\frac{R^2}{4}$ 
Var[Y] =  $\frac{R^2}{4}$ 
Cov[X, Y] = 0

```

Izkazalo se je torej, da je tudi korelacija med tema dvema slučajnjima spremenljivkama enaka nič, čeprav smo v primeru 4.8 pokazali, da slučajni spremenljivki nista neodvisni. To je dokaz, da nekoreliranost (korelacija med dvema spremenljivkama je enaka nič) še ne pomeni tudi neodvisnost dveh slučajnih spremenljivk.

6.4 Pričakovana vrednost funkcije slučajnega vektorja

Če poznamo porazdelitev slučajnega vektorja X, Y in nas zanima pričakovana vrednost funkcije tega vektorja

$$Z = g(X, Y),$$

jo izračunamo na podoben način kot pričakovano vrednost funkcije slučajne spremenljivke (enačba (6.10))

$$E[Z] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(x, y) f_{XY}(x, y) dx dy = E[g(X, Y)]. \quad (6.25)$$

Če primerjamo enačbe, s katerimi definiramo varianci in kovarianco slučajnega vektorja X, Y (enačbe (6.20), (6.21) in (6.22)), vidimo, da predstavljajo varianci in kovarianca pričakovane vrednosti funkcij slučajnih vektorjev

$$\text{var}[X] = E[(X - m_X)^2] = E[X^2] - E[X]^2$$

$$\text{var}[Y] = E[(Y - m_Y)^2] = E[Y^2] - E[Y]^2$$

$$\text{cov}[X, Y] = E[(X - m_X)(Y - m_Y)]$$

Morda najpomembnejša lastnost pričakovane vrednosti funkcij slučajnih vektorjev je, da je pričakovana vrednost vsote funkcij slučajnega vektorja enaka vsoti pričakovanih vrednosti funkcij slučajnega vektorja (linearnost):

$$E[g_1(X, Y) + g_2(X, Y)] = E[g_1(X, Y)] + E[g_2(X, Y)], \quad (6.26)$$

kar lahko bralec sam preveri na enak način, kot smo to naredili za isto lastnost pričakovane vrednosti funkcije slučajne spremenljivke. Z uporabo enačbe (6.26) lahko izpeljemo nekatere uporabne zveze za pričakovane vrednosti in druge momente slučajnih vektorjev in njihovih funkcij. Izpeljimo alternativni obrazec za račun kovariance slučajnega vektorja X, Y

$$\begin{aligned} \text{cov}[X, Y] &= E[(X - m_X)(Y - m_Y)] = E[XY - X m_Y - m_X Y + m_X m_Y] \\ &= E[XY] - m_Y E[X] - m_X E[Y] + m_X m_Y \\ &= E[XY] - m_X m_Y = E[XY] - E[X] E[Y]. \end{aligned} \quad (6.27)$$

Primer 6.5: Določimo pričakovano vrednost in varianco slučajne spremenljivke Z , ki je linearna kombinacija slučajnih spremenljivk X in Y

$$Z = aX + bY.$$

Rešitev: Pričakovano vrednost slučajne spremenljivke Z določimo z enačbo (6.26)

$$m_Z = E[Z] = E[aX + bY] = aE[X] + bE[Y] = am_X + bm_Y. \quad (6.28)$$

Vidimo, da je pričakovana vrednost vsote dveh slučajnih spremenljivk vsota pričakovanih vrednosti. Tudi varianco določimo z uporabo iste enačbe

$$\begin{aligned} \text{var}[Z] &= \text{var}[aX + bY] = E[Z^2] - E[Z]^2 = E[(aX + bY)^2] - E[aX + bY]^2 \\ &= E[a^2X^2 + 2abXY + b^2Y^2] - (am_X + bm_Y)^2 \\ &= a^2E[X^2] + 2abE[XY] + b^2E[Y^2] - a^2m_X^2 - 2abm_Xm_Y - b^2m_Y^2 \end{aligned}$$

Ob upoštevanju enačb (6.15) in (6.27) v zadnji enačbi dobimo izraz za varianco linearne kombinacije dveh slučajnih spremenljivk

$$\text{var}[Z] = \text{var}[aX + bY] = a^2\text{var}[X] + b^2\text{var}[Y] + 2ab\text{cov}[X, Y]. \quad (6.29)$$

Zadnjo enačbo pogosto napišemo tudi v naslednji obliki

$$\sigma_Z^2 = a^2\sigma_X^2 + b^2\sigma_Y^2 + 2ab\rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y.$$

Poseben primer linearne kombinacije je vsota dveh slučajnih spremenljivk. Pričakovana vrednost in varianca vsote dveh slučajnih spremenljivk sta

$$m_{X+Y} = m_X + m_Y, \quad \sigma_{X+Y}^2 = \sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + 2\rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y.$$

Zadnja enačba opisuje zanimivo in včasih zelo uporabno dejstvo, da je lahko varianca vsote dveh slučajnih spremenljivk manjša od variance obeh posameznih slučajnih spremenljivk. Pogoji za to je negativna koreliranost slučajnih spremenljivk X in Y . Vzemimo primer, ko sta varianci slučajnih spremenljivk X in Y enaki ($\sigma_X^2 = \sigma_Y^2$), korelacijski koeficient pa je -0.9

$$\sigma_Z^2 = 2\sigma_X^2 - 2 \cdot 0.9 \cdot \sigma_X^2 = 0.2\sigma_X^2.$$

V tem primeru je bila varianca vsote slučajnih spremenljivk X in Y kar petkrat manjša od variance slučajne spremenljivke X .

Obravnavajmo še primer, ko je korelacijski koeficient enak -1 . V tem primeru je

$$\sigma_Z^2 = \sigma_X^2 + \sigma_Y^2 - 2\sigma_X\sigma_Y = (\sigma_X - \sigma_Y)^2.$$

V posebnem primeru, ko sta varianci dveh slučajnih spremenljivk enaki, korelacijski koeficient pa je enak -1 , je varianca vsote teh dveh slučajnih spremenljivk enaka nič: nenavaden rezultat, ki pravi, da vsota dveh slučajnih spremenljivk ni slučajna spremenljivka, temveč deterministična konstanta $Z = m_X + m_Y$.

Če sta slučajni spremenljivki nekorelirani (kovarianca oziroma korelacijski koeficient je enak nič), se zadnja enačba (6.29) poenostavi

$$\text{var}[Z] = \text{var}[X + Y] = \text{var}[X] + \text{var}[Y] = \sigma_X^2 + \sigma_Y^2. \quad (6.30)$$

Ker velja, da je korelacijski koeficient dveh neodvisnih slučajnih spremenljivk enak nič, velja zadnja enačba tudi za vsoto dveh neodvisnih slučajnih spremenljivk.

Na enak način lahko določimo tudi pričakovano vrednost in varianco razlike dveh slučajnih spremenljivk. Rezultati, ki jih bralec lahko sam preveri, so:

$$\begin{aligned} E[X - Y] &= E[X] - E[Y] \\ \text{var}[X - Y] &= \text{var}[X] + \text{var}[Y] - 2 \text{cov}[X, Y] \end{aligned}$$

in za nekorelirani oziroma neodvisni slučajni spremenljivki

$$\text{var}[X - Y] = \text{var}[X] + \text{var}[Y]. \quad (6.31)$$

Vidimo, da je varianca razlike dveh neodvisnih slučajnih spremenljivk vsota varianc teh dveh slučajnih spremenljivk.

Primer 6.6: Dokažimo, da vrednost korelacijskega koeficienta ρ_{XY} vedno leži med -1 in 1 !

Rešitev: Vzemimo, da je slučajna spremenljivka Z enaka

$$Z = X + tY,$$

kjer je t poljubno realno število. Varianca slučajne spremenljivke Z je po enačbi (6.29) enaka

$$\text{var}[Z] = \text{var}[X] + 2t \text{cov}[X, Y] + t^2 \text{var}[Y] = f(t) \geq 0.$$

Ta enačba predstavlja kvadratno funkcijo $f(t)$, ki mora biti za poljubni t nenegativna, kar tudi pomeni, da ne sme imeti dveh realnih korenov. Pogoji za to je, da je diskriminanta enačbe manjša ali enaka nič:

$$\begin{aligned} 4 \text{cov}[X, Y]^2 - 4 \text{var}[X] \text{var}[Y] &\leq 0 \quad \rightarrow \quad \text{cov}[X, Y]^2 \leq \text{var}[X] \text{var}[Y] \\ \rightarrow \quad \sqrt{\text{cov}[X, Y]^2} &\leq \sqrt{\text{var}[X] \text{var}[Y]} \quad \rightarrow \quad |\text{cov}[X, Y]| \leq \sigma_X \sigma_Y \\ \rightarrow \quad -\sigma_X \sigma_Y &\leq \text{cov}[X, Y] \leq \sigma_X \sigma_Y \quad \rightarrow \quad -1 \leq \frac{\text{cov}[X, Y]}{\sigma_X \sigma_Y} \leq 1 \\ \rightarrow \quad -1 &\leq \rho_{XY} \leq 1 \end{aligned}$$

Primer 6.7: Določimo pričakovano vrednost in varianco slučajne spremenljivke Z , ki je produkt slučajnih spremenljivk X in Y

$$Z = XY.$$

Rešitev: Pričakovano vrednost slučajne spremenljivke $E[XY]$ določimo neposredno iz enačbe (6.27)

$$E[Z] = E[XY] = \text{cov}[X, Y] + E[X] E[Y].$$

Pričakovana vrednost produkta dveh slučajnih spremenljivk je torej odvisna tudi od kovariance med tema dvema slučajnima spremenljivkama. Le v primeru, da je kovarianca enaka nič, velja preprosta zveza, ki pravi, da je pričakovana vrednost produkta dveh slučajnih spremenljivk produkt pričakovanih vrednosti

$$E[XY] = E[X] E[Y]. \quad (6.32)$$

Varianca slučajne spremenljivke Z je

$$\text{var}[Z] = E[Z^2] - E[Z]^2 = E[X^2 Y^2] - E[XY]^2. \quad (6.33)$$

Zadnja enačba vključuje moment četrtega reda $(2+2)$ slučajnega vektorja X, Y , ki ga lahko izračunamo le v primeru, da poznamo porazdelitev tega slučajnega vektorja. Naloga se nekoliko poenostavi, če sta slučajni spremenljivki X in Y neodvisni. Tedaj sta neodvisni tudi slučajni spremenljivki X^2 in Y^2 . Zato lahko moment četrtega reda po enačbi (6.32) zapišemo kot produkt dveh momentov drugega reda

$$E[X^2 Y^2] = E[X^2] E[Y^2]. \quad (6.34)$$

Iz enačbe (6.15) sledi zveza

$$E[X^2] = \sigma_X^2 + m_X^2,$$

ki jo skupaj z enačbama (6.32) in (6.34) vstavimo v enačbo (6.33) in po preureditvi dobimo

$$\text{var}[Z] = \sigma_X^2 \sigma_Y^2 + \sigma_X^2 m_Y^2 + m_X^2 \sigma_Y^2.$$

Pri tem primeru se je ponovno pokazala razlika med neodvisnostjo in nekoreliranostjo. Zato, da smo lahko izpeljali enačbo za določitev variance produkta dveh slučajnih spremenljivk, nekoreliranost ni bil zadosten pogoj. Slučajni spremenljivki sta morali biti neodvisni!

7 Verjetnostne porazdelitve

V prejšnjih poglavjih smo vpeljali pojme porazdelitev, porazdelitvenih funkcij, momentov porazdelitev in podobno. Razen v računskih primerih pa posebnosti posameznih porazdelitev nismo obravnavali. V naslednjem poglavju bomo opisali različne porazdelitve. Najprej bomo opisali najpreprostejšo diskretno in zvezno porazdelitev – enakomerna porazdelitev. Nato bomo obravnavali skupino porazdelitev, ki izhajajo iz preprostega poskusa z dvema možnima izidoma – Bernoullijev poskus. Na osnovi Bernoullijevega poskusa bomo izpeljali binomsko, geometrično, Pascalovo, Poissonovo, eksponentno porazdelitev in porazdelitev gama (Γ). Nadaljevali bomo z opisom limitnih porazdelitev, katere najpomembnejša in najbolj znana je normalna oziroma Gaussova porazdelitev. Druge limitne porazdelitve so še logaritemsko normalna in porazdelitve ekstremnih vrednosti. Z normalno porazdelitvijo so povezane pogosto uporabljane porazdelitve: porazdelitev χ^2 , študentova porazdelitev t in porazdelitev F .

7.1 Enakomerna porazdelitev

7.1.1 Enakomerna diskretna porazdelitev

To najpreprostejšo porazdelitev smo v računskih primerih obravnavali že v prejšnjih poglavjih (glej primere 4.2, 5.1, 5.2 in 6.1). Zalogo vrednosti predstavlja množica n števil x_i , ki so enakomerno razporejene, tako da je

$$x_{i+1} - x_i = d$$

za vse vrednosti $i = 1, \dots, n - 1$. Verjetnostna funkcija ima v tem primeru enake vrednosti za vse $x_i, i = 1, \dots, n$, ki tvorijo zalogo vrednosti

$$p_X(x_i) = p = \frac{1}{n}, \quad i = 1, \dots, n.$$

Pogosto vzamemo, da je $x_i = i$. V tem primeru je pričakovana vrednost enaka

$$E[X] = \frac{n + 1}{2},$$

variacija je

$$\text{var}[X] = \frac{n^2 - 1}{12},$$

koeficienta asimetrije in sploščenosti pa sta

$$\gamma_{1X} = 0, \quad \gamma_{2X} = \frac{3(3n^2 - 7)}{5(n^2 - 1)}.$$

Ta preprosta porazdelitev je zelo pomembna porazdelitev pri teoriji iger na srečo, kjer so bolj zapleteni dogodki (na primer: met več kock, igra s kartami) sestavljeni iz zelo preprostih dogodkov, kjer so vsi izidi enako verjetni (na primer: met kocke, dvig posamezne karte, rezultat rulete).

7.1.2 Enakomerna zvezna porazdelitev

Tudi to porazdelitev smo že obravnavali (glej primera 4.4 in 5.5). V primeru 4.4 smo zapisali gostoto verjetnosti (4.9) in porazdelitveno funkcijo (4.10):

$$f_X(x) = \begin{cases} 0, & x < a, \\ \frac{1}{b-a}, & a \leq x < b, \\ 0, & b \leq x. \end{cases}$$

in

$$F_X(x) = \begin{cases} 0, & x < a, \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x < b, \\ 1, & b \leq x. \end{cases}$$

Osnovne momente (pričakovano vrednost, standardno deviacijo, koeficient asimetrije in koeficient kurtosis) izračunamo po enačbah (6.3)–(6.9)

$$\begin{aligned} E[X] &= m_X = \frac{a+b}{2}, \\ \text{var}[X] &= \sigma_X^2 = \frac{(b-a)^2}{12}, \\ \gamma_{1X} &= 0, \\ \gamma_{2X} &= 1.8. \end{aligned}$$

To porazdelitev lahko uporabimo, če je gostota verjetnosti, da slučajna spremenljivka zasede poljubno vrednost na območju od a do b , enaka. Pri inženirskih problemih so slučajne spremenljivke običajno neenakomerno porazdeljene. Včasih enakomerno porazdeljeno slučajno spremenljivko uporabijo zaradi neznanja ali nepoznavanja problema, ki ga obravnavajo.

Kljub vsemu je to zelo pomembna porazdelitev, saj s pojmom *generiranje slučajnega števila* najpogosteje mislimo prav na generiranje enakomerno porazdeljene slučajne spremenljivke, kjer je $a = 0$ in $b = 1$. Če v računalniškem programu uporabimo ukaz `Random` ali temu ukazu ustrezen ukaz, generiramo slučajno spremenljivko, ki je enakomerno porazdeljena od nič do ena. Tako generirana slučajna spremenljivka je osnova za generiranje poljubno porazdeljene slučajne spremenljivke. Kako se generira poljubno porazdeljeno slučajno spremenljivko, bomo obravnavali v poglavju [Simulacije](#).

7.2 Porazdelitve, ki izvirajo iz Bernoullijevega poskusa

Bernoullijev¹ poskus je preprost poskus, ki ima dva možna izida. Rezultat Bernoullijevega poskusa je slučajna spremenljivka X , porazdeljena po Bernoullijevi porazdelitvi. Zaloga vrednosti vključuje dve vrednosti, ki ju običajno označimo z 0 in 1. Očitno je torej, da moramo to slučajno spremenljivko razvrstiti med diskretne slučajne spremenljivke. Po pomenu lahko vrednosti take slučajne spremenljivke predstavljajo: belo – črno, neuspeh – uspeh, številka – grb pri metu kovanca, visoko – nizko... Verjetnost, da se zgodi uspeh oziroma, da ima slučajna spremenljivka X vrednost 1, označimo s p . Verjetnost neuspeha oziroma, da ima slučajna spremenljivka vrednost 0, pa označimo s $q = 1 - p$.

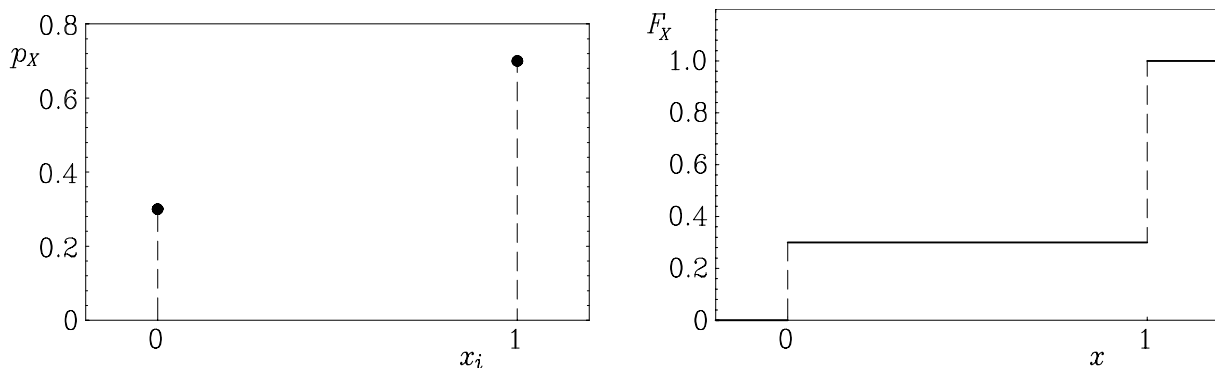
Verjetnostna funkcija slučajne spremenljivke X , ki je porazdeljena po Bernoullijevi porazdelitvi, je

$$p_X(x_i) = \begin{cases} (1 - p) & X = x_1 = 0 \\ p & X = x_2 = 1. \end{cases}$$

Porazdelitvena funkcija slučajne spremenljivke, porazdeljene po Bernoullijevi porazdelitvi, je

$$F_X(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ 1 - p & 0 < x \leq 1 \\ 1 & 1 < x. \end{cases}$$

Verjetnostno in porazdelitveno funkcijo slučajne spremenljivke, porazdeljene po Bernoullijevi porazdelitvi, prikazujemo na sliki (7.1).



Slika 7.1: Verjetnostna funkcija in porazdelitvena funkcija Bernoullijeve porazdelitve

Pričakovano vrednost in varianco slučajne spremenljivke, porazdeljene po Bernoullijevi porazdelitvi,

¹Jacob (Jacques) Bernoulli, švicarski matematik in astronom (1654-1705).

izračunamo po enačbah (6.3) in (6.15)

$$\begin{aligned} E[X] &= \sum_{i=1}^2 x_i p_X(x_i) = 0 \cdot (1-p) + 1 \cdot p = p \\ E[X^2] &= \sum_{i=1}^2 x_i^2 p_X(x_i) = 0^2 \cdot (1-p) + 1^2 \cdot p = p \\ \text{var}[X] &= E[X^2] - E[X]^2 = p - p^2 = p(1-p) \end{aligned}$$

Primer 7.1: Pri kolikšni vrednosti p je varianca slučajne spremenljivke, porazdeljene po Bernoullijevi porazdelitvi, največja? Določimo pričakovano vrednosti in varianco za ta primer.

Rešitev: Ekstremno vrednost variance določimo z odvajanjem $\text{var}[X]$ po parametru p :

$$\frac{d\text{var}[X]}{dp} = 1 - 2p = 0 \quad \longrightarrow \quad p_{max} = \frac{1}{2}.$$

Da je ta vrednost res maksimalna vrednost sledi iz dejstva, da je drugi odvod $d^2\text{var}/dp^2$ manjši od nič. Vrednosti pričakovane vrednosti in variance sta v tem primeru

$$E[X] = \frac{1}{2}, \quad \text{var}[X] = \frac{1}{4},$$

Poleg tega lahko opazimo, da je vrednost variance za $p = 0$ in $p = 1$ enaka nič. V teh dveh primerih pravzaprav nimamo opravka s slučajno spremenljivko, temveč z dvema določenima (determinističnima) konstantama, v prvem primeru je to vrednost 0, v drugem pa 1.

7.2.1 Binomska porazdelitev

Vzemimo, da opravimo oziroma opazujemo več zaporednih Bernoullijevih poskusov. Osnovni predpostavki, ki ju pri tem upoštevamo, sta: poskusi so medsebojno neodvisni, verjetnost uspeha se pri ponavljanju ne spreminja.

Če slučajna spremenljivka Y predstavlja **število uspehov v n ponovitvah Bernoullijevega poskusa**, pravimo, da je porazdeljena **binomsko**. Zaloga vrednosti te slučajne spremenljivke so vsa cela števila od 0 do n , saj se v n ponovitvah poskusov ne more zgoditi manj kot nič uspehov in ne več kot n uspehov. Pri določitvi verjetnostne funkcije te slučajne spremenljivke Y nas torej zanima, kolikšna je verjetnost, da se je v n ponovitvah Bernoullijevega poskusa zgodilo y uspehov

$$p_Y(y_i) = P[Y = y_i], \quad y_i = 0, 1, \dots, n.$$

Opišimo nekaj primerov binomsko porazdeljene slučajne spremenljivke:

- Kovanec vržemo n krat in opazujemo, ali pade grb ali številka. Število metov, ko je padel grb, označimo z Y , ki je slučajna spremenljivka, porazdeljena po binomski porazdelitvi. Pri poštenem kovanecu je verjetnost, da pade grb, enaka $p = 0.5$.

- Glede na opazovanja v preteklosti, lahko ocenimo verjetnost p , da bo v enem letu na nekem območju prišlo do vsaj ene poplave. Slučajna spremenljivka Y , ki predstavlja število poplavnih let v obdobju naslednjih n let, je binomsko porazdeljena slučajna spremenljivka.
- Verjetnost, da nek določen košarkar zadene prosti met je p . Ob predpostavki, da se ta verjetnost s časom ne spreminja in da je vsak met neodvisen od vseh drugih, lahko rečemo, da je slučajna spremenljivka Y število zadetih prostih metov v n poskusih, kolikor jih je imel naš košarkar na voljo v eni tekmi.

Preden izpeljemo verjetnostno funkcijo binomsko porazdeljene slučajne spremenljivke, rešimo preprosto nalogo.

Primer 7.2: *Vzemimo, da opravimo štiri enake in neodvisne Bernoullijeve poskuse, pri katerih je verjetnost uspeha enaka $p=0.3$. Označimo slučajne spremenljivke, ki predstavljajo rezultat teh poskusov z X_1, X_2, X_3 in X_4 . Določimo verjetnosti, da je število uspehov Y v štirih ponovitvah enako 0, 1, 2, 3 in 4, kar predstavlja zalogo vrednosti slučajne spremenljivke Y !*

Rešitev: Najprej določimo verjetnost, da je $Y = 0$. Ta dogodek je produkt štirih neodvisnih dogodkov in sicer, da je $X_1 = 0, X_2 = 0, X_3 = 0$ in $X_4 = 0$. Slučajna spremenljivka Y dobi vrednost nič le v primeru, da imajo vse štiri slučajne spremenljivke X_i vrednost nič. Zaradi neodvisnosti dogodkov $X_i = 0$ je verjetnost produkta teh dogodkov produkt verjetnosti. Zato dobimo:

$$\begin{aligned} P[Y = 0] &= P[(X_1 = 0) \cap (X_2 = 0) \cap (X_3 = 0) \cap (X_4 = 0)] = \\ &= P[X_1 = 0] P[X_2 = 0] P[X_3 = 0] P[X_4 = 0] = (1 - p)^4 = 0.2401 \end{aligned}$$

Dogodek $Y = 1$ je sestavljen dogodek iz dogodka, da je $X_1 = 1$, drugi pa so enaki nič, dogodka, da je $X_2 = 1$, ostali pa so enaki nič in tako dalje.

$$\begin{aligned} P[Y = 1] &= P[((X_1 = 1) \cap (X_2 = 0) \cap (X_3 = 0) \cap (X_4 = 0)) \cup \\ &\quad \cup ((X_1 = 0) \cap (X_2 = 1) \cap (X_3 = 0) \cap (X_4 = 0)) \cup \\ &\quad \cup ((X_1 = 0) \cap (X_2 = 0) \cap (X_3 = 1) \cap (X_4 = 0)) \cup \\ &\quad \cup ((X_1 = 0) \cap (X_2 = 0) \cap (X_3 = 0) \cap (X_4 = 1))]. \end{aligned}$$

Ker so si sestavljeni dogodki, ki jih pri računu verjetnosti $P[Y = 1]$ seštejemo, medsebojno nezdružljivi, lahko verjetnost vsote zapišem kot vsoto verjetnosti

$$\begin{aligned} P[Y = 1] &= P[(X_1 = 1) \cap (X_2 = 0) \cap (X_3 = 0) \cap (X_4 = 0)] + \\ &\quad + P[(X_1 = 0) \cap (X_2 = 1) \cap (X_3 = 0) \cap (X_4 = 0)] + \\ &\quad + P[(X_1 = 0) \cap (X_2 = 0) \cap (X_3 = 1) \cap (X_4 = 0)] + \\ &\quad + P[(X_1 = 0) \cap (X_2 = 0) \cap (X_3 = 0) \cap (X_4 = 1)]. \end{aligned}$$

Tako kot pri določitvi verjetnosti $P[Y = 0]$, so tudi sedaj posamezni dogodki v produktu neodvisni, zaradi česar lahko verjetnost produkta teh dogodkov zapišemo kot produkt verjetnosti

$$\begin{aligned}
 P[Y = 1] &= P[X_1 = 1] P[X_2 = 0] P[X_3 = 0] P[X_4 = 0] + \\
 &+ P[X_1 = 0] P[X_2 = 1] P[X_3 = 0] P[X_4 = 0] + \\
 &+ P[X_1 = 0] P[X_2 = 0] P[X_3 = 1] P[X_4 = 0] + \\
 &+ P[X_1 = 0] P[X_2 = 0] P[X_3 = 0] P[X_4 = 1] = 4 \cdot (1 - p)^3 \cdot p = 0.4116.
 \end{aligned} \tag{7.1}$$

Na podoben način določimo tudi verjetnosti, da je $Y = 2$, $Y = 3$ in $Y = 4$.

$$\begin{aligned}
 P[Y = 2] &= P[((X_1 = 1) \cap (X_2 = 1) \cap (X_3 = 0) \cap (X_4 = 0)) \cup \\
 &\cup ((X_1 = 1) \cap (X_2 = 0) \cap (X_3 = 1) \cap (X_4 = 0)) \cup \\
 &\cup ((X_1 = 1) \cap (X_2 = 0) \cap (X_3 = 0) \cap (X_4 = 1)) \cup \\
 &\cup ((X_1 = 0) \cap (X_2 = 1) \cap (X_3 = 1) \cap (X_4 = 0)) \cup \\
 &\cup ((X_1 = 0) \cap (X_2 = 1) \cap (X_3 = 0) \cap (X_4 = 1)) \cup \\
 &\cup ((X_1 = 0) \cap (X_2 = 0) \cap (X_3 = 1) \cap (X_4 = 1))] = \\
 &= P[X_1 = 1] P[X_2 = 1] P[X_3 = 0] P[X_4 = 0] + \\
 &+ P[X_1 = 1] P[X_2 = 0] P[X_3 = 1] P[X_4 = 0] + \\
 &+ P[X_1 = 1] P[X_2 = 0] P[X_3 = 0] P[X_4 = 1] + \\
 &+ P[X_1 = 0] P[X_2 = 1] P[X_3 = 1] P[X_4 = 0] + \\
 &+ P[X_1 = 0] P[X_2 = 1] P[X_3 = 0] P[X_4 = 1] + \\
 &+ P[X_1 = 0] P[X_2 = 0] P[X_3 = 1] P[X_4 = 1] = 6 \cdot (1 - p)^2 \cdot p^2 = 0.2646,
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 P[Y = 3] &= P[((X_1 = 1) \cap (X_2 = 1) \cap (X_3 = 1) \cap (X_4 = 0)) \cup \\
 &\cup ((X_1 = 1) \cap (X_2 = 1) \cap (X_3 = 0) \cap (X_4 = 1)) \cup \\
 &\cup ((X_1 = 1) \cap (X_2 = 0) \cap (X_3 = 1) \cap (X_4 = 1)) \cup \\
 &\cup ((X_1 = 0) \cap (X_2 = 1) \cap (X_3 = 1) \cap (X_4 = 1))] = \\
 &= P[X_1 = 1] P[X_2 = 1] P[X_3 = 1] P[X_4 = 0] + \\
 &+ P[X_1 = 1] P[X_2 = 1] P[X_3 = 0] P[X_4 = 1] + \\
 &+ P[X_1 = 1] P[X_2 = 0] P[X_3 = 1] P[X_4 = 1] + \\
 &+ P[X_1 = 0] P[X_2 = 1] P[X_3 = 1] P[X_4 = 1] = 4 \cdot (1 - p) \cdot p^3 = 0.0756,
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 P[Y = 4] &= P[(X_1 = 1) \cap (X_2 = 1) \cap (X_3 = 1) \cap (X_4 = 1)] = \\
 &= P[X_1 = 1] P[X_2 = 1] P[X_3 = 1] P[X_4 = 1] = p^4 = 0.0081.
 \end{aligned}$$

Verjetnostno in porazdelitveno funkcijo slučajne spremenljivke, ki je porazdeljena binomsko, prikazujemo na sliki 7.2.

Iz izrazov, ki smo jih določili v zadnjem računskem primeru, lahko zapišemo splošni izraz za verjetnostno funkcijo binomske porazdeljene slučajne spremenljivke Y

$$p_Y(y) = p^y(1-p)^{n-y} \binom{n}{y}, \quad y = 0, 1, \dots, n \quad (7.2)$$

Verjetnost, da se v n ponovitvah Bernoullijevega poskusa zgodi y uspehov, je torej produkt p^y , ki predstavlja verjetnost y uspehov, $(1-p)^{n-y}$, ki predstavlja verjetnost $n-y$ neuspehov, ter $\binom{n}{y}$, ki predstavlja število razporeditev y uspehov v n poskusih. Na primer: v enačbi (7.1) smo zapisali, da se lahko en uspeh v štirih poskusih zgodi na štiri ($\binom{4}{1} = 4$) načine, v enačbi (7.1) pa, da se lahko dva uspeha v štirih poskusih zgodita na šest ($\binom{4}{2} = 6$) načinov. Število razporeditev določimo z binomskim koeficientom $\binom{n}{y}$, ki ga lahko izračunamo po naslednji enačbi

$$\binom{n}{y} = \frac{n!}{y!(n-y)!} = \frac{n(n-1)\cdots(n-y+1)}{y(y-1)\cdots 1}. \quad (7.3)$$

Binomske koeficiente za manjše vrednosti n lahko določimo tudi z uporabo Pascalovega trikotnika,² ki ga tvorimo tako, da na robovih zapišemo enice, vmesne člene pa izračunamo kot vsoto sosednjih dveh členov v prejšnji vrstici:

$$\begin{array}{cccccccc} & & & & & & & 1 \\ & & & & & & & 1 & 1 \\ & & & & & & 1 & 2 & 1 \\ & & & & & 1 & 3 & 3 & 1 \\ & & & 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ & 1 & 5 & 10 & 10 & 5 & 1 \\ 1 & 6 & 15 & 20 & 15 & 6 & 1 \end{array} \quad (7.4)$$

Iz Pascalovega trikotnika v (7.4) lahko na primer odčitamo, da je $\binom{4}{2} = 6$, $\binom{5}{2} = 10$ ali $\binom{6}{3} = 20$. Število uspehov Y v n Bernoullijevih poskusih lahko smatramo tudi kot vsoto n Bernoullijevo porazdeljenih slučajnih spremenljivk X_i .

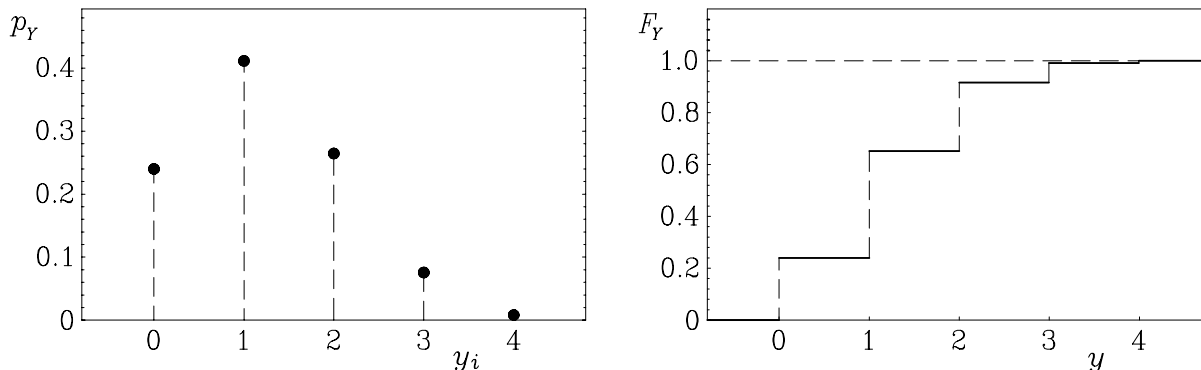
$$Y = \sum_{i=1}^n X_i.$$

Pričakovano vrednost in varianco vsote slučajnih spremenljivk izračunamo po enačbah (6.28) in (6.31), pri tem pa upoštevamo, da so Bernoullijevi poskusi medsebojno neodvisni:

$$E[Y] = E\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] = \sum_{i=1}^n E[X_i] = \sum_{i=1}^n p = np, \quad (7.5)$$

$$\text{var}[Y] = \text{var}\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] = \sum_{i=1}^n \text{var}[X_i] = \sum_{i=1}^n p(1-p) = np(1-p). \quad (7.6)$$

²Blaise Pascal francoski matematik (1623–1662).



Slika 7.2: Verjetnostna in porazdelitvena funkcija binomske porazdelitve za $n = 4$ in $p = 0.3$

Primer 7.3: Izpeljimo enačbi za pričakovano vrednost in varianco binomsko porazdeljene slučajne spremenljivke po enačbah (6.3) in (6.6)!

Rešitev: Enačbo (7.2) vstavimo v enačbo (6.3) in upoštevamo izraz za binomski koeficient

$$E[Y] = \sum_{y=0}^n y \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y} = \sum_{y=0}^n y \frac{n!}{y!(n-y)!} p^y (1-p)^{n-y}.$$

Vsoto od $y = 0$ do n lahko spremenimo v vsoto od $y = 1$ do n , saj je sumand pri $y = 0$ enak nič. Iz enačbe izpostavimo np okrajšamo y in uredimo:

$$E[Y] = \sum_{y=1}^n y \frac{n!}{y!(n-y)!} p^y (1-p)^{n-y} = np \sum_{y=1}^n \frac{(n-1)!}{(y-1)!(n-y)!} p^{y-1} (1-p)^{n-y}.$$

Sedaj lahko vpeljemo novi oznaki $z = y - 1$ in $m = n - 1$ in zapišemo

$$E[Y] = np \sum_{z=0}^m \frac{m!}{z!(m-z)!} p^z (1-p)^{m-z}.$$

Vidimo lahko, da je v vsoti zapisana verjetnostna funkcija slučajne spremenljivke Z , ki je porazdeljena binomsko od 0 do m . Vsota vseh vrednosti verjetnostne funkcije slučajne spremenljivke Z je enaka ena. Zato lahko zapišemo končni rezultat:

$$E[Y] = np.$$

Za določitev $\text{var}[Y]$ bomo najprej izračunali $E[Y^2]$ na podoben način kot $E[Y]$ z vpeljavo novih oznak $z = y - 1$ in $m = n - 1$

$$\begin{aligned}
E[Y^2] &= \sum_{y=0}^n y^2 \frac{n!}{y!(n-y)!} p^y (1-p)^{n-y} = \sum_{y=1}^n y^2 \frac{n!}{y!(n-y)!} p^y (1-p)^{n-y} = \\
&= np \sum_{y=1}^n y \frac{n-1!}{(y-1)!(n-y)!} p^{y-1} (1-p)^{n-y} = \\
&= np \sum_{z=0}^{n-1} (z+1) \frac{(n-1)!}{z!(n-1-z)!} p^z (1-p)^{n-1-z} = \\
&= np \left(\sum_{z=0}^{n-1} z \frac{(n-1)!}{z!(n-1-z)!} p^z (1-p)^{n-1-z} + \sum_{z=0}^{n-1} \frac{(n-1)!}{z!(n-1-z)!} p^z (1-p)^{n-1-z} \right) \\
&= np (np + 1) = np ((n-1)p + 1) = n^2 p^2 - np^2 + np.
\end{aligned}$$

Če v enačbi (6.15) upoštevamo izraza, ki smo jih izpljeli za $E[Y]$ in $E[Y^2]$, dobimo

$$\text{var}[Y] = E[Y^2] - E[Y]^2 = n^2 p^2 - np^2 + np - (np)^2 = np(1-p).$$

7.2.2 Geometrična porazdelitev

Vzemimo, da opravimo oziroma opazujemo zaporedne Bernoullijeve poskuse. Osnovni predpostavki, ki ju pri tem upoštevamo, sta enaki kot pri binomski porazdelitvi: poskusi so medseboj neodvisni, verjetnost uspeha se pri ponavljanju ne spreminja. Definirajmo slučajno spremenljivko N , ki predstavlja **zaporedno številko** Bernoullijevega poskusa, pri katerem se je zgodil **prvi uspeh**.

Opišimo nekaj primerov geometrično porazdeljene slučajne spremenljivke:

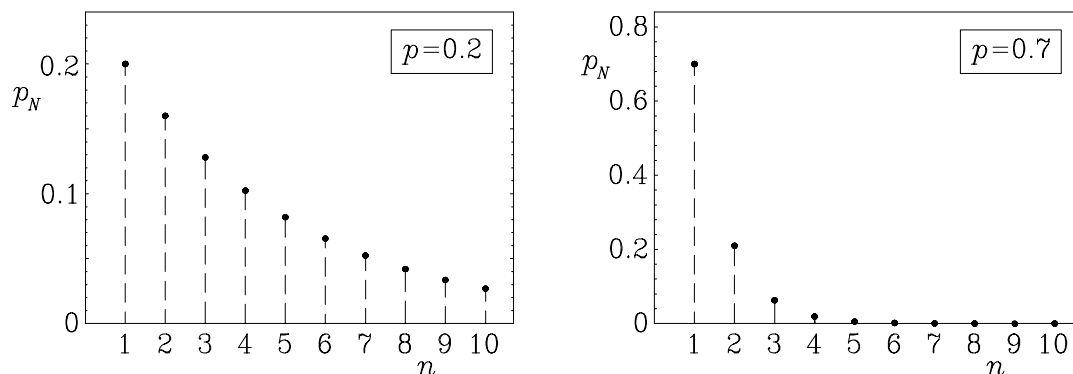
- Vzemimo, da je verjetnost, da bo v enem letu na nekem območju prišlo do vsaj ene poplave, enaka p . Slučajna spremenljivka N predstavlja zaporedno leto od začetka opazovanja, ko se poplava pojavi prvič.
- Verjetnost, da nek določen košarkar zadene prosti met je p . Ob predpostavki, da se ta verjetnost s časom ne spreminja in da je vsak met neodvisen od vseh drugih, lahko rečemo, da je slučajna spremenljivka N zaporedni prosti met, ko je naš košarkar prvič zadel.

Zaloga vrednosti geometrično porazdeljene slučajne spremenljivke so vsa naravna števila, saj se prvi poskus lahko zgodi najprej v prvem poskusu. Zaporedna številka poskusa, v katerem se zgodi prvi uspeh, navzgor ni omejena.

Izpeljava verjetnostne funkcije geometrično porazdeljene slučajne spremenljivke $p_N(n)$ je preprosta. Dogodek, da se prvi uspeh zgodi v n -tem poskusu je enak, dogodku, da se v prvih $(n-1)$ poskusih zgodijo sami neuspehi, v n -tem poskusu pa se zgodi uspeh. Ob upoštevanju neodvisnosti poskusov z enačbo to zapišemo takole:

$$P[N = n] = (1-p)^{n-1} p, \quad n = 1, 2, \dots \quad (7.7)$$

Verjetnostno funkcijo geometrično porazdeljene slučajne spremenljivke N za dve različni vrednosti p prikazujemo na sliki 7.3. Vidimo, da vrednost verjetnostne funkcije pada tako za nizke kot za visoke vrednosti p .



Slika 7.3: Verjetnostna funkcija geometrične porazdelitve za $p = 0.2$ in $p = 0.7$

Pričakovana vrednost in varianca geometrično porazdeljene slučajne spremenljivke N sta

$$E[N] = \frac{1}{p} \quad \text{var}[N] = \frac{1-p}{p^2}.$$

Primer 7.4: Določimo pričakovano vrednost in varianco geometrično porazdeljene slučajne spremenljivke N po enačbah (6.3) in (6.6)!

Rešitev: Enačbo (7.7) vstavimo v enačbo (6.3)

$$E[N] = \sum_{n=1}^{\infty} n (1-p)^{n-1} p = p \sum_{n=1}^{\infty} n (1-p)^{n-1}. \quad (7.8)$$

Ker varianco $\text{var}[N]$ določamo po enačbi (6.15), zapišimo še pričakovano vrednost $E[N^2]$:

$$E[N^2] = \sum_{n=1}^{\infty} n^2 (1-p)^{n-1} p = p \sum_{n=1}^{\infty} n^2 (1-p)^{n-1}. \quad (7.9)$$

Vrednosti neskončnih vrst, ki ju vsebujeta zgornji dve enačbi, določimo iz preproste geometrične vrste (glej Bronštejn, Semendjajev, Musiol, Mühlig, Matematični priročnik, Tehniška založba Slovenije, 1997, str. 15.)

$$\sum_{n=0}^{\infty} q^n = \lim_{m \rightarrow \infty} \frac{1 - q^{m+1}}{1 - q} = \frac{1}{1 - q}. \quad (7.10)$$

Če enačbo (7.10) odvajamo po q , dobimo izraz za vrsto, ki jo moramo določiti v enačbi (7.8)

$$\left(\sum_{n=0}^{\infty} q^n \right)' = \left(\frac{1}{1 - q} \right)' \quad \longrightarrow \quad \sum_{n=1}^{\infty} n q^{n-1} = \frac{1}{(1 - q)^2}. \quad (7.11)$$

Enačbo (7.11) pomnožimo s q in ponovno odvajamo po q ter dobimo izraz za vrsto, ki jo uporabimo v enačbi (7.9)

$$\left(\sum_{n=1}^{\infty} n q^n \right)' = \left(\frac{q}{(1-q)^2} \right)' \quad \longrightarrow \quad \sum_{n=1}^{\infty} n^2 q^{n-1} = \frac{1+q}{(1-q)^3}. \quad (7.12)$$

Pričakovano vrednost določimo tako, da enačbo (7.11) vstavimo v (7.8) in upoštevamo, da je $q = 1 - p$ oziroma $p = 1 - q$

$$E[N] = p \frac{1}{p^2} = \frac{1}{p}.$$

Varianco izračunamo po enačbi (6.15), v katero vstavimo izraza za vrsti (7.11) in (7.12)

$$\text{var}[N] = E[N^2] - E[N]^2 = p \frac{1 + (1-p)}{p^3} - \left(\frac{1}{p} \right)^2 = \frac{2-p-1}{p^2} = \frac{1-p}{p^2}.$$

7.2.3 Pascalova porazdelitev

Tudi pri obravnavanju Pascalove³ oziroma negativne binomske porazdelitve opravimo oziroma opazujemo zaporedne Bernoullijeve poskuse. Osnovni predpostavki, ki ju pri tem upoštevamo, sta enaki kot pri binomski porazdelitvi. Slučajna spremenljivka N_k , ki predstavlja **zaporedno številko** Bernoullijevega poskusa, pri katerem se je zgodil **k -ti uspeh**, je porazdeljena po Pascalovi oziroma negativni binomski porazdelitvi.

Zaloga vrednosti te slučajne spremenljivke so vsa naravna števila večja ali enaka k , saj se k -ti uspeh ne more zgoditi prej kot v k -tem poskusu.

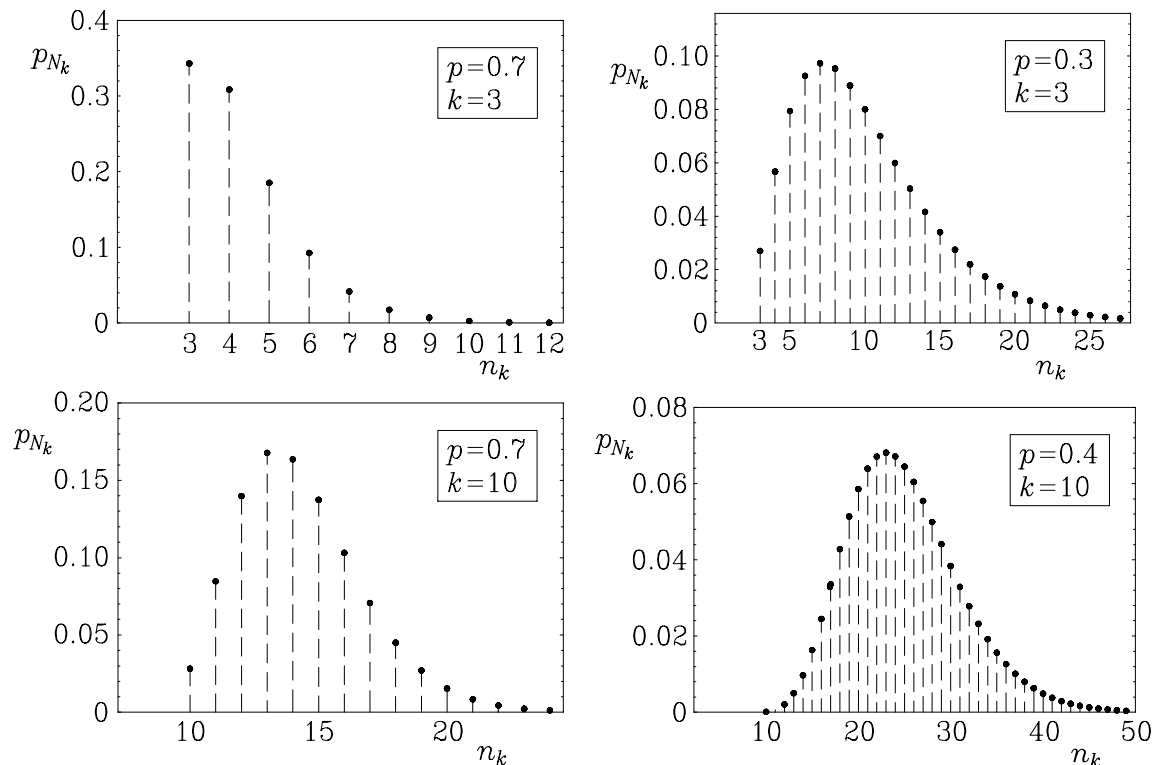
Izpeljavo verjetnostne funkcije slučajne spremenljivke N_k naredimo podobno kot pri geometrični porazdelitvi. Dogodek, da se k -ti uspeh zgodi v n_k -tem poskusu je enak dogodku, da se v prvih $n_k - 1$ poskusih zgodi natanko $k - 1$ uspehov in se v n_k -tem poskusu uspeh zgodi. Dogodek, da se v prvih $n_k - 1$ poskusih zgodi natanko $k - 1$ uspehov opisuje binomsko porazdeljena slučajna spremenljivka. Ker so poskusi medsebojno neodvisni, je verjetnostna funkcija enaka

$$\begin{aligned} P[N_k = n_k] &= \binom{n_k - 1}{k - 1} (1-p)^{n_k - 1 - (k-1)} p^{k-1} p = \\ &= \binom{n_k - 1}{k - 1} (1-p)^{n_k - k} p^k, \quad n_k = k, k + 1, \dots \end{aligned} \quad (7.13)$$

Pascalova porazdelitev za $k = 1$ je enaka geometrični porazdelitvi, kar lahko zaključimo iz same definicije obeh slučajnih spremenljivk, kot tudi s primerjavo verjetnostnih funkcij (7.7) in (7.13).

Verjetnostno funkcijo slučajne spremenljivke N_k , ki je porazdeljena po Pascalovi porazdelitvi, za štiri

³Blaise Pascal, francoski matematik (1623–1662).



Slika 7.4: Verjetnostna funkcija Pascalove porazdelitve za štiri različne vrednosti k in p

različne vrednosti parametrov p in k prikazujemo na sliki 7.4. Očitno je lahko oblika za različne vrednosti parametrov zelo različna.

Zaporedna številka poskusa, v katerem se zgodi k -ti uspeh lahko obravnavamo kot vsoto k geometrično porazdeljenih slučajnih spremenljivk

$$N_k = \sum_{i=1}^k N_i,$$

kjer z N_i označimo geometrično porazdeljene slučajne spremenljivke. Pričakovano vrednost in varianco vsote slučajnih spremenljivk izračunamo po enačbah (6.28) in (6.31)

$$E[N_k] = E\left[\sum_{i=1}^k N_i\right] = \sum_{i=1}^k E[N_i] = \sum_{i=1}^k \frac{1}{p} = \frac{k}{p}$$

in

$$\text{var}[N_k] = \text{var}\left[\sum_{i=1}^k N_i\right] = \sum_{i=1}^k \text{var}[N_i] = \sum_{i=1}^k \frac{1-p}{p^2} = \frac{k(1-p)}{p^2}$$

7.2.4 Poissonova porazdelitev

Poissonova⁴ porazdelitev je po pomenu enaka binomski porazdelitvi, saj predstavlja število uspehov. Razlika je le v tem, da pri Poissonovi porazdelitvi obravnavamo število uspehov v časovnem obdobju od 0 do t , medtem ko pri binomski porazdelitvi obravnavamo število uspehov v n ponovitvah Bernoullijevega poskusa. Verjetnostno funkcijo te porazdelitve bomo izpeljali iz verjetnostne funkcije binomsko porazdeljene slučajne spremenljivke Y (glej razdelek 7.2.1 Binomska porazdelitev). Vzemimo, da predstavlja en Bernoullijev poskus opazovanje v določenem časovnem intervalu Δt . Časovno obdobje $[0, t]$, ki ga analiziramo, razdelimo na n intervalov dolžine Δt . Če časovni interval zmanjšujemo, se njihovo število seveda povečuje, medtem ko se pričakovano število uspehov v analiziranem obdobju ne spremeni, saj dolžina intervala, na katerega smo razdelili obravnavano obdobje, ne more vplivati na skupno število uspehov v tem obdobju. Opisani postopek zmanjševanja časovnega intervala z matematičnimi izrazi zapišemo takole:

$$\Delta t \rightarrow 0, \quad n \rightarrow \infty, \quad E[Y] = np = \nu = \text{konst.} \rightarrow p = \frac{\nu}{n}$$

Če te izraze uporabimo v enačbi (7.2) in limitiramo z $n \rightarrow \infty$, dobimo

$$\begin{aligned} p_Y(y) &= \lim_{n \rightarrow \infty} p^y (1-p)^{n-y} \binom{n}{y} = \lim_{n \rightarrow \infty} p^y (1-p)^{n-y} \frac{n!}{y! (n-y)!} = \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{\nu}{n}\right)^y \left(1 - \frac{\nu}{n}\right)^{n-y} \frac{n(n-1)(n-2)\dots(n-y+1)}{y!} = \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\nu^y}{y!} \frac{\left(1 - \frac{\nu}{n}\right)^n n(n-1)(n-2)\dots(n-y+1)}{\left(1 - \frac{\nu}{n}\right)^y n^y}. \end{aligned} \quad (7.14)$$

Določimo limite posameznih členov v zgornjem izrazu

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n-y+i}{n} &= 1, \quad i = 1, \dots, y, \\ \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{\nu}{n}\right)^y &= 1, \\ \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{\nu}{n}\right)^n &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{n-\nu}{n}\right)^n = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{n}{n-\nu}\right)^{-n} = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{\nu}{n-\nu}\right)^{-n} = \\ &= \lim_{m \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{1}{m}\right)^{-m\nu-\nu} = \lim_{m \rightarrow \infty} \left(\left(1 + \frac{1}{m}\right)^m\right)^{-\nu} \left(1 + \frac{1}{m}\right)^{-\nu} = e^{-\nu}, \end{aligned} \quad (7.15)$$

kjer smo v zadnji vrstici vpeljali nove oznake ($m = (n-\nu)/\nu \leftrightarrow n = m\nu + \nu$) in upoštevali definicijo števila e

$$e = \lim_{m \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{1}{m}\right)^m.$$

⁴Siméon Denis Poisson, francoski matematik (1781–1840).

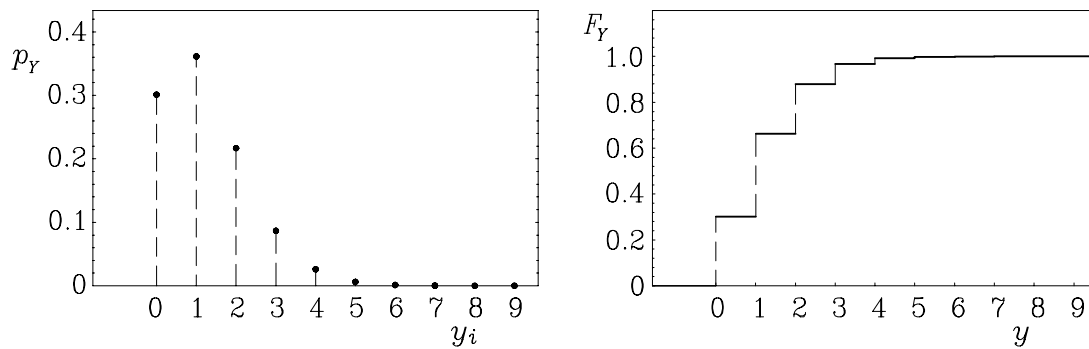
Ob upoštevanju izrazov v (7.15) v enačbi (7.14) lahko zapišemo verjetnostno funkcijo slučajne spremenljivke, porazdeljene po Poissonovi porazdelitvi

$$p_Y(y) = \frac{\nu^y}{y!} e^{-\nu}, \quad y = 0, 1, \dots, \infty. \quad (7.16)$$

Vidimo, da zaloga vrednosti te slučajne spremenljivke ni omejena, saj je verjetnost, da se v nekem časovnem obdobju zgodi mnogo uspehov različna od nič. To je bistvena razlika v primerjavi z binomsko porazdelitvijo, kjer število uspehov seveda ne more presežati števila Bernoullijevih poskusov n .

Tudi pričakovano vrednost in varianco za to porazdelitev lahko izpeljemo iz vrednosti za binomsko porazdelitev (enačbi (7.5) in (7.6))

$$E[Y] = \lim_{n \rightarrow \infty} n \frac{\nu}{n} = \nu, \quad \text{var}[Y] = \lim_{n \rightarrow \infty} n \frac{\nu}{n} \left(1 - \frac{\nu}{n}\right) = \nu. \quad (7.17)$$



Slika 7.5: Verjetnostna in porazdelitvena funkcija Poissonove porazdelitve

Na sliki (7.5) prikazujemo verjetnostno in porazdelitveno funkcijo slučajne spremenljivke Y , porazdeljene po Poissonovi porazdelitvi z vrednostjo $\nu = 4 \cdot 0.3 = 1.2$. V primeru 7.2 obravnavamo podobno spremenljivko, ki je porazdeljena po binomski porazdelitvi.

Zanimiva in pomembna lastnost Poissonove porazdelitve je, da je vsota dveh Poissonovo porazdeljenih slučajnih spremenljivk Y_1 in Y_2 s parametroma ν_1 in ν_2 tudi Poissonovo porazdeljena slučajna spremenljivka s parametrom $\nu = \nu_1 + \nu_2$. Tej lastnosti pravimo **regenerativnost**.

Naštejmo nekaj primerov slučajnih spremenljivk, porazdeljenih po Poissonovi porazdelitvi:

- Na osnovi opazovanj v preteklosti, lahko ocenimo pričakovano število ν poplav v določenem časovnem obdobju (na primer 10 let). Slučajna spremenljivka, ki predstavlja število poplav v tem obdobju, je Poissonovo porazdeljena slučajna spremenljivka.
- Vzemimo, da vemo, da se na nekem cestnem odseku v nekem časovnem obdobju v povprečju zgodi ν nesreč. Število nesreč, ki se zgodijo na tem odseku in obdobju, je slučajna spremenljivka, ki je porazdeljena po Poissonu.

- Število pojavov kritične obremenitve na konstrukcijo je Poissonovo porazdeljena slučajna spremenljivka. Parameter porazdelitve ν predstavlja povprečno število pojava kritične obremenitve v nekem časovnem obdobju.

Poissonovo porazdelitev smo temeljili na opazovanju pojava v nekem časovnem obdobju. Seveda lahko tako porazdeljeno slučajno spremenljivko uporabimo tudi za primere, kjer opazujemo pojav na nekem območju.

- Obravnavajmo razporeditev sil na neki konstrukciji. Število delujočih sil na konstrukcijo je slučajna spremenljivka, porazdeljena po Poissonovi porazdelitvi.

V nadaljevanju bomo opisovali časovno odvisne Poissonove porazdelitve in ne bomo posebej poudarjali, da isti zaključki veljajo tudi za slučajno spremenljivko, ki opisuje razpored dogodkov oziroma elementov po nekem območju.

Pomanjkljivost Poissonove porazdelitve, ki jo definiramo z enačbo (7.16), je v tem, da je parameter porazdelitve ν odvisen od dolžine obravnavanega časovnega obdobja. Ob predpostavki, da se razmere s časom ne spreminjajo, lahko parameter Poissonove porazdelitve definiramo kot linearno funkcijo časa

$$\nu = \lambda t$$

V tem primeru tudi verjetnostno funkcijo zapišemo kot funkcijo časa

$$p_Y(y) = \frac{(\lambda t)^y}{y!} e^{-\lambda t}, \quad y = 0, 1, \dots, \infty.$$

Slučajnim spremenljivkam, ki so funkcije časa, pravimo **slučajni** oziroma **stohastični procesi**, pravkar opisanem slučajnem procesu pa **Poissonov proces**. V Poissonovem procesu je $Y(t)$ od časa odvisna slučajna spremenljivka in predstavlja število uspehov oziroma pojavov dogodka v časovnem obdobju od začetka obravnavanja do časa t . Poissonov proces ima tri pomembne značilnosti:

- **Stacionarnost:** Verjetnost, da se zgodi dogodek v časovnem intervalu od t do $t + \Delta t$ je za poljubno vrednost t enaka. Ta lastnost pomeni, da se razmere s časom ne spreminjajo.
- Verjetnost, da se v nekem zelo kratkem časovnem intervalu zgodita dva ali več uspehov, je zanemarljiva.
- **Neodvisnost:** Število uspehov v nekem časovnem obdobju je neodvisno od števila dogodkov v nekem drugem časovnem obdobju, ki se s prvim ne prekriva. Ta lastnost je značilna za slučajne procese, za katere pravimo, da so "brez spomina".

Različne pojave, ki jih srečujemo v inženirstvu, lahko opišemo s Poissonovim slučajnim procesom, zato je Poissonova porazdelitev za inženirstvo zelo pomembna porazdelitev:

- Pojav izjemnih dogodkov (neurja, poplave, izjemne obtežbe na konstrukcijo, grobe napake meritev in podobno) v določenem obdobju lahko modeliramo kot Poissonov proces.

- Slučajno prihajanje vozil ne določen cestni odsek je značilen primer Poissonovega procesa.
- Razpored začetnih napak oziroma mikrorazpok v materialu je primer Poissonovega procesa, kjer je Poissonova slučajna spremenljivka odvisna od velikosti obravnavanega območja in ne od časovnega obdobja.

Opišimo še pomen parametra λ Poissonove porazdelitve oziroma procesa. Če za parameter ν velja, da je to pričakovano število uspehov oziroma dogodkov v nekem obravnavanem časovnem obdobju, potem parameter $\lambda = \nu/t$ pomeni pričakovano število uspehov oziroma dogodkov na enoto časa

$$\lambda = \frac{E[Y]}{t}.$$

Primer 7.5: Definirajmo **50-letni dogodek**, kot dogodek, ki se v povprečju zgodi enkrat v 50 letih ali drugače: verjetnost, da se tak dogodek zgodi v posameznem letu je enaka $p = 1/50$. Primeri takih dogodkov so: 50-letni snežni metež, 50-letno neurje, 50-letna višina vode in podobno. Določimo verjetnost, da se v 50 letih zgodi vsaj en 50-letni dogodek! Določimo še verjetnost, da se zgodi eden, dva ali trije taki dogodki v 50 letih! To nalogo lahko rešimo z uporabo binomske ali Poissonove porazdelitve.

Rešitev: Uporabimo najprej binomsko porazdelitev! Enoletno obdobje obravnavamo kot en Bernoullijev poskus. Verjetnost, da se v tem letu zgodi tak dogodek, je enaka $p = 1/50$. Ker obravnavamo petdesetletno obdobje, je število poskusov enako $n = 50$. Slučajna spremenljivka Y predstavlja število takih dogodkov v obravnavanem obdobju. Verjetnost, da se je v petdesetih letih zgodil vsaj en tak dogodek ($P[Y > 0]$) izračunamo po naslednji enačbi

$$P[Y > 0] = 1 - P[Y = 0] = 1 - \binom{n}{0} p^0 (1 - p)^n = 1 - 0.98^{50} = 1 - 0.3642 = 0.6358,$$

saj je dogodek, da se v tem obdobju ne zgodi noben tak dogodek, nasproten dogodku, da se zgodi vsaj eden. Na drugo vprašanje odgovorimo tako, da izračunamo verjetnosti, da se zgodi natanko eden, natanko dva in natanko trije dogodki. Nato te tri verjetnosti seštejemo, saj so ti dogodki medsebojno nezdružljivi:

$$P[Y = 1] = \binom{n}{1} p^1 (1 - p)^{n-1} = 50 \cdot 0.02 \cdot 0.98^{49} = 0.3716,$$

$$P[Y = 2] = \binom{n}{2} p^2 (1 - p)^{n-2} = 1225 \cdot 0.02^2 \cdot 0.98^{48} = 0.1858,$$

$$P[Y = 3] = \binom{n}{3} p^3 (1 - p)^{n-3} = 19600 \cdot 0.02^3 \cdot 0.98^{47} = 0.0607,$$

$$P[1 \leq Y \leq 3] = P[Y = 1] + P[Y = 2] + P[Y = 3] = 0.3716 + 0.1858 + 0.0607 = 0.6181.$$

Podobne rezultate dobimo tudi, če uporabimo Poissonovo porazdelitev. Parameter Poissonove porazdelitve je $\nu = np = 50 \cdot 0.02 = 1$. Verjetnost, da pride do vsaj enega dogodka določimo na podoben način, kot pri binomski porazdelitvi

$$P[Y > 0] = 1 - P[Y = 0] = 1 - \frac{\nu^0 e^{-\nu}}{0!} = 1 - e^{-1} = 1 - 0.3679 = 0.6321.$$

Izračunajmo še verjetnosti, da se zgodi en, dva ali trije dogodki v 50-letnem obdobju:

$$P[Y = 1] = \frac{\nu^1 e^{-\nu}}{1!} = e^{-1} = 0.3679,$$

$$P[Y = 2] = \frac{\nu^2 e^{-\nu}}{2!} = \frac{e^{-1}}{2} = 0.1839,$$

$$P[Y = 3] = \frac{\nu^3 e^{-\nu}}{3!} = \frac{e^{-1}}{6} = 0.0613,$$

$$P[1 \leq Y \leq 3] = P[Y = 1] + P[Y = 2] + P[Y = 3] = 0.3679 + 0.1839 + 0.0613 = 0.6131.$$

Vidimo, da so razlike med verjetnostmi, izračunanimi na osnovi binomske porazdelitve, in tistimi, izračunanimi na osnovi Poissonove, zelo majhne.

Primer 7.6: *Vzemimo, da imamo 30 sistemov, ki so vsi projektirani na 500 letni dogodek. Ugotovimo verjetnost, da v naslednjih 20 letih vsaj en sistem odpove vsaj enkrat zaradi pojava 500 letnega dogodka.*

Rešitev: Verjetnost, da se v nekem letu zgodi 500 letni dogodek, ki se v povprečju zgodi le enkrat v 500 letih, je $p = 1/500$. Določimo najprej verjetnost p_1 , da katerikoli od obravnavanih 30 sistemov odpove vsaj enkrat v naslednjih 20 letih. To verjetnost bomo določili iz verjetnosti nasprotnega dogodka, da v naslednjih letih ne bo prišlo do takega dogodka

$$p_1 = 1 - P[\text{noben 500 letni dogodek}] = 1 - (1 - p)^{20} = 0.03925.$$

Sedaj lahko izračunamo še verjetnost, da bo vsaj en sistem odpovedal v naslednjih 20 letih. Tudi to verjetnost izračunamo iz verjetnosti nasprotnega dogodka, da ne bo noben sistem odpovedal

$$P[\text{vsaj en sistem odpove}] = 1 - (1 - p_1)^{30} = 0.699.$$

Vidimo lahko, da je verjetnost, da bo v naslednjih 20 letih vsaj eden izmed 30 neodvisnih sistemov odpovedal zaradi pojava 500 letnega dogodka, zelo visoka – skoraj 70%. To je na prvi pogled presenetljivo, saj se nam lahko zdi, da je projektiranje glede na 500 letni dogodek zelo zanesljivo. Razlog za ta rezultat je v večjem številu neodvisnih sistemov. Rezultat tega izračuna se žal potrjuje tudi v našem življenju: čeprav je vsaka izmed mnogih jedrskih central projektirana, izvedena in vzdrževana izredno zanesljivo in je verjetnost, da se bo kaj zgodilo v točno določeni elektrarni, zelo majhna, skoraj vsako leto pride do manjše ali večje nesreče v kakšni izmed njih. Razlog za to je poleg človeških napak in malomarnosti v kar velikem številu jedrskih central na naši Zemlji in verjetnost, da se v eni izmed njih zgodi nesreča, je vse prej kot zanemarljiva.

7.2.5 Eksponentna porazdelitev

Binomska, geometrična, Pascalova in Poissonova porazdelitve so diskretne, saj je njihova zaloga vrednosti diskretna. Prve tri temeljijo na končnem ali neskončnem številu Bernoullijevih poskusov, Poissonova pa izhaja iz opazovanja v nekem zveznem časovnem obdobju oziroma krajevnem območju. Eksponentna

porazdelitev je analogna geometrični porazdelitvi, tako kot je Poissonova porazdelitev analogna binomski. Geometrično porazdeljena slučajna spremenljivka predstavlja število poskusov do prvega uspeha, slučajna spremenljivka T , ki predstavlja **čas do prvega uspeha**, pa je porazdeljena eksponentno.

Ker je čas zvezna količina, je tudi slučajna spremenljivka T zvezna. Izpeljimo najprej porazdelitveno funkcijo eksponentne porazdelitve $F_T(t) = P[T \leq t]$. Izhajali bomo iz nasprotnega dogodka $T > t$, ki predstavlja dogodek, da se v obdobju od začetka opazovanja do časa t , ni zgodil noben uspeh. Verjetnost tega, lahko izrazimo z verjetnostno funkcijo Poissonovo porazdeljene slučajne spremenljivke

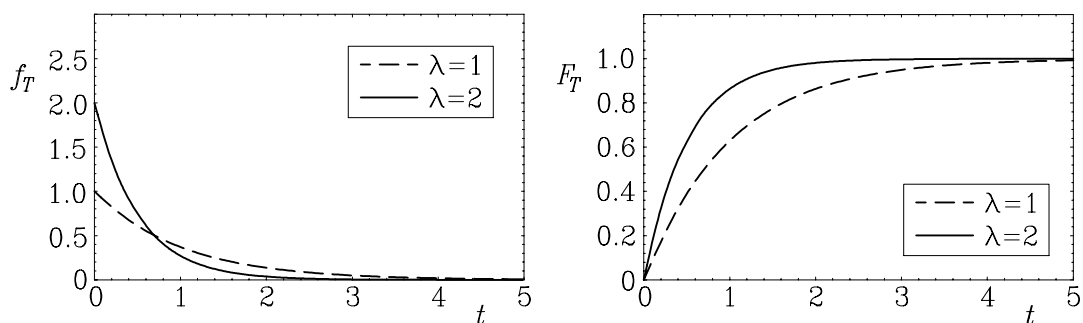
$$P[T > t] = P[Y = 0] = \frac{(\lambda t)^0 e^{-\lambda t}}{0!} = e^{-\lambda t}, \quad t \geq 0. \quad (7.18)$$

Iz enačbe (7.18) izhaja enačba porazdelitvene funkcije eksponentne porazdelitve

$$F_T(t) = 1 - e^{-\lambda t}, \quad t \geq 0. \quad (7.19)$$

Gostoto verjetnosti določimo z odvajanjem porazdelitvene funkcije (7.19)

$$f_T(t) = \frac{dF_T(t)}{dt} = \lambda e^{-\lambda t}, \quad t > 0. \quad (7.20)$$



Slika 7.6: Gostota verjetnosti in porazdelitvena funkcija eksponentne porazdelitve

Pričakovano vrednost in varianco ter koeficienta simetričnosti in sploščenosti eksponentno porazdeljene slučajne spremenljivke smo izračunali že v računskem primeru 6.2:

$$E[T] = \frac{1}{\lambda}, \quad \text{var}[T] = \frac{1}{\lambda^2}, \quad \gamma_{1T} = 2, \quad \gamma_{2T} = 9.$$

Eksponentna porazdelitev opisuje Poissonov stohastični proces podobno kot Poissonova porazdelitev, le da je pomen slučajne spremenljivke drugačen. Zaradi stacionarnosti Poissonovega procesa in neodvisnosti pojavljanja uspehov v tem procesu je vseeno, kdaj začnemo meriti čas do prvega uspeha, porazdelitev je vedno enaka. Zato se lahko odločimo in začnemo meriti čas po vsakem uspehu. V tem primeru slučajna spremenljivka T predstavlja čas med dvema zaporednima uspehoma.

Parameter porazdelitve λ ima enak pomen, kot pri Poissonovi porazdelitvi: število uspehov v časovni enoti. Zato je pričakovana vrednost slučajne spremenljivke $E[T] = 1/\lambda$ in pomeni pričakovani čas do prvega oziroma med dvema zaporednima uspehoma.

Najbolj značilna uporaba eksponentne porazdelitve je pri simulaciji prometnih tokov, saj lahko čas med dvema zaporednima prihodoma vozil opišemo prav z eksponentno porazdeljeno slučajno spremenljivko.

7.2.6 Porazdelitev gama (Γ)

Podobno, kot smo pri obravnavanju zaporednih Bernoullijevih poskusih vpeljali slučajno spremenljivko, ki predstavlja število poskusov do k -tega uspeha (Pascalova porazdelitev), definiramo slučajno spremenljivko T_k , ki predstavlja **čas do k -tega uspeha**. Njeno porazdelitev imenujemo **porazdelitev gama**. Ime izhaja iz funkcije Γ , ki je vključena v funkciji gostote verjetnosti. Tako kot Poissonova in eksponentna porazdelitev, tudi porazdelitev gama opisuje Poissonov stohastični proces. Porazdelitev gama pogosto imenujejo tudi drugače: na primer Erlangova⁵ porazdelitev ali Pearsonova⁶ porazdelitev tretjega tipa.

Slučajno spremenljivko T_k , porazdeljeno po porazdelitvi gama, lahko obravnavamo kot vsoto k eksponentno porazdeljenih slučajnih spremenljivk z istim parametrom λ . Zato lahko gostoto verjetnosti porazdelitve gama izpeljemo s konvolucijskim integralom gostot verjetnosti eksponentno porazdeljenih slučajnih spremenljivk (enačba (5.20)).

Primer 7.7: Določimo gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke T_2 , ki je vsota dveh eksponentno porazdeljenih in neodvisnih slučajnih spremenljivk T .

Rešitev: Gostota verjetnosti eksponentno porazdeljene slučajne spremenljivke je (7.20)

$$f_T(t) = \lambda e^{-\lambda t}, \quad t > 0. \quad (7.21)$$

Konvolucijski integral izračunamo po enačbi (5.20)

$$f_{T_2}(t_2) = \int_{-\infty}^{\infty} f_T(t_2 - t) f_T(t) dt. \quad (7.22)$$

Ker je produkt $\lambda e^{-\lambda t}$ in $\lambda e^{-\lambda(t_2-t)}$ od nič različen le za $0 \leq t \leq t_2$, integral v enačbi (7.22) ob upoštevanju (7.21) zapišemo in izračunamo takole:

$$f_{T_2}(t_2) = \int_0^{t_2} \lambda e^{-\lambda t} \lambda e^{-\lambda(t_2-t)} dt = \lambda^2 t_2 e^{-\lambda t_2}, \quad t_2 \geq 0.$$

⁵Agner Krarup Erlang, danski matematik (1878–1929).

⁶Karl Pearson, angleški matematik (1857–1936).

Gostote verjetnosti vsote dveh in več neodvisnih in eksponentno porazdeljenih slučajnih spremenljivk lahko določimo tudi s programom MATHEMATICA.⁷ Rezultati integracije so:

$$\begin{aligned} f_{T_2}(t_2) &= \lambda^2 t_2 e^{-\lambda t_2}, & t_2 \geq 0, \\ f_{T_3}(t_3) &= \frac{\lambda^3 t_3^2 e^{-\lambda t_3}}{2}, & t_3 \geq 0, \\ f_{T_4}(t_4) &= \frac{\lambda^4 t_4^3 e^{-\lambda t_4}}{6}, & t_4 \geq 0, \\ f_{T_5}(t_5) &= \frac{\lambda^5 t_5^4 e^{-\lambda t_5}}{24}, & t_5 \geq 0 \end{aligned}$$

oziroma splošno

$$f_{T_k}(t_k) = \frac{\lambda (\lambda t_k)^{k-1} e^{-\lambda t_k}}{(k-1)!}, \quad t_k \geq 0. \quad (7.23)$$

Porazdelitev gama, ki jo opisuje gostota verjetnosti v (7.23) je odvisna od dveh parametrov: λ predstavlja povprečno število uspehov v časovni enoti, k pa število uspehov, do katerega merimo čas T_k . Gostoto verjetnosti (7.23) lahko posplošimo tako, da za parameter k vzamemo poljubno pozitivno število. V tem primeru gostoto verjetnosti zapišemo z enačbo

$$f_{T_k}(t_k) = \frac{\lambda (\lambda t_k)^{k-1} e^{-\lambda t_k}}{\Gamma(k)}, \quad t_k \geq 0, \quad (7.24)$$

⁷ Integracija, izvedena s programom MATHEMATICA:

```

la = 1;
fT1[t1_] = la E^(-la t1);
Print["fT2(t2) = ", fT2[t2_] = Integrate[fT1[t1] fT1[t2-t1], {t1, 0, t2}]];
Print["fT3(t3) = ", fT3[t3_] = Integrate[fT2[t1] fT1[t3-t1], {t1, 0, t3}]];
Print["fT4(t4) = ", fT4[t4_] = Integrate[fT3[t1] fT1[t4-t1], {t1, 0, t4}]];
Print["fT5(t5) = ", fT5[t5_] = Integrate[fT4[t1] fT1[t5-t1], {t1, 0, t5}]];

```

```

fT2(t2) = ---
          t2
          E

          2
fT3(t3) = ----
          t3
          2 E

          3
fT4(t4) = ----
          t4
          6 E

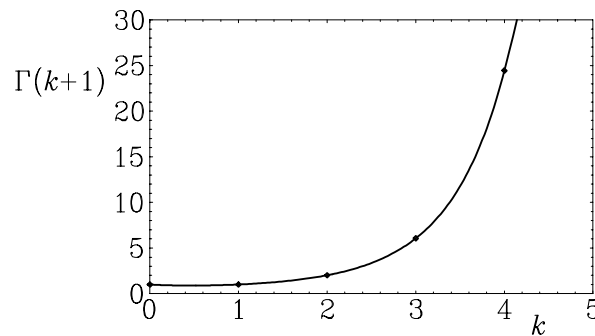
          4
fT5(t5) = ----
          t5
          24 E

```

kjer $\Gamma(k)$ predstavlja funkcijo gama, ki je definirana z naslednjo enačbo:

$$\Gamma(k) = \int_0^{\infty} e^{-x} x^{k-1} dx. \quad (7.25)$$

Vrednosti funkcije $\Gamma(x)$ so podane v preglednicah marsikaterne knjige o statistike, vključena pa je tudi v marsikaterem programu (na primer: EXCEL (funkcija `gamma.ln`), MATHEMATICA (funkcija `Gamma[x]`), MATLAB (funkcija `gamma(x)`)...). Graf te funkcije prikazujemo na sliki (7.7).



Slika 7.7: Graf funkcije gama $\Gamma(k+1)$

Že pri definiciji porazdelitve gama smo zapisali, da je tako porazdeljena slučajna spremenljivka vsota k neodvisnih eksponentno porazdeljenih slučajnih spremenljivk. Zato pričakovano vrednost in varianco izračunamo po enačbah (6.28) in (6.31)

$$E[T_k] = E\left[\sum_{i=1}^k T_i\right] = \sum_{i=1}^k E[T_i] = \sum_{i=1}^k \frac{1}{\lambda} = \frac{k}{\lambda}$$

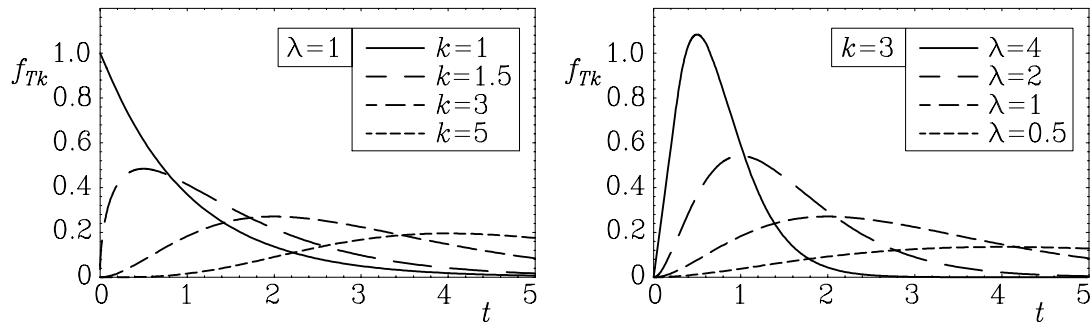
in

$$\text{var}[T_k] = \text{var}\left[\sum_{i=1}^k T_i\right] = \sum_{i=1}^k \text{var}[T_i] = \sum_{i=1}^k \frac{1}{\lambda^2} = \frac{k}{\lambda^2}.$$

Koeficienta simetričnosti in kurtosis ste odvisna le od parametra k :

$$\gamma_{1T_k} = \frac{2}{\sqrt{k}},$$

$$\gamma_{2T_k} = 3 + \frac{6}{\sqrt{k}}.$$



Slika 7.8: Gostota verjetnosti porazdelitve gama za različne parametre k in λ

7.3 Normalna porazdelitev

Pri obravnavanju porazdelitev, ki izhajajo iz Bernoullijevih poskusov (glej [razdelek 7.2](#)) smo pokazali, da vsota nekaj enako porazdeljenih slučajnih spremenljivk lahko da novo porazdelitev. Tako smo ugotovili, da je vsota nekaj Bernoullijevo porazdeljenih slučajnih spremenljivk slučajna spremenljivka, porazdeljena po binomski porazdelitvi, vsota nekaj geometrično porazdeljenih je slučajna spremenljivka, porazdeljena po Pascalovi porazdelitvi, vsota nekaj eksponentno porazdeljenih slučajnih spremenljivk pa je slučajna spremenljivka, porazdeljena po porazdelitvi gama. V tem razdelku bomo opisali porazdelitev, ki jo dobimo, če seštejemo neskončno mnogo enako porazdeljenih neodvisnih slučajnih spremenljivk. To porazdelitev imenujemo **normalna** ali **Gaussova**⁸ **porazdelitev**.

Normalna porazdelitev je morda najpomembnejša oziroma najpogosteje uporabljena porazdelitev v statistiki, saj marsikatera količina predstavlja vsoto mnogih drugih in je zato vsaj približno normalno porazdeljena. Poglejmo nekaj primerov:

- Analizirajmo vzorec n števil, ki pripadajo poljubno porazdeljeni slučajni spremenljivki. Povprečno vrednost vzorčenih števil izračunamo tako, da *vsoto* teh števil delimo z n .
- Rezultat izpita, ki je sestavljen iz večjega števila kratkih vprašanj, je *vsota* rezultatov posameznih vprašanj.
- Na eksperimentalno napako lahko vpliva mnogo dejavnikov, katerih vpliv na skupno napako običajno *seštejemo*. Gauss, ki je med prvimi⁹ obravnaval normalno porazdelitev, jo je uporabil pri analizi eksperimentalnih napak. Zato so to porazdelitev imenovali tudi porazdelitev napake.
- Na določeno lastnost človeka (na primer višina) vpliva genska zasnova in okolje. Če vpliv okolja zanemarimo, ali pa ga upoštevamo posebej, lahko predpostavimo, da na določeno lastnost vpliva večje število genov. Določena lastnost je torej *vsota* vplivov večjega števila genov.

⁸ Johann Carl Friedrich Gauss, nemški matematik (1777–1855).

⁹ Približno sto let pred Gaussom je normalno porazdelitev izpeljal angleški matematik Abraham de Moivre (1667–1754).

7.3.1 Centralni limitni izrek

Vzemimo, da imamo n neodvisnih in enako porazdeljenih slučajnih spremenljivk X_i , ki imajo enako pričakovano vrednost $m_{X_i} = m_X$ in standardno deviacijo $\sigma_{X_i} = \sigma_X > 0$. Naj bo slučajna spremenljivka S_n vsota slučajnih spremenljivk X_i

$$S_n = \sum_{i=1}^n X_i.$$

Iz enačb (6.28) in (6.30) sledi, da lahko pričakovano vrednost $E[S_n]$ in varianco $\text{var}[S_n]$ zapišemo z naslednjima izrazoma

$$E[S_n] = n E[X] = n m_X, \quad \text{var}[S_n] = n \text{var}[X] = n \sigma_X^2.$$

Centralni limitni izrek pravi, da če gre število slučajnih spremenljivk n proti neskončnosti, gre porazdelitev vsote S_n proti normalni porazdelitvi. Izrek lahko z enačbami zapišemo takole:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left[\frac{S_n - n m_X}{\sqrt{n} \sigma_X} \leq a \right] = \int_{-\infty}^a \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2} du = F_U(a). \quad (7.26)$$

Iz te enačbe lahko razberemo, da je gostota verjetnosti te normalne porazdelitve enaka

$$f_U(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2}, \quad -\infty < u < \infty. \quad (7.27)$$

Dokaz tega pomembnega izreka vključuje med drugim tudi definicijo karakterističnih funkcij porazdelitev, kar presega okvir tega učbenika. Dokaz lahko najdete v različnih knjigah (na primer: R. Jamnik, Verjetnostni račun, D. C. Montgomery, G.C. Runger, Applied Statistics and Probability for Engineers, C. M. Grinstead, J.L. Snell, Introduction to Probability), prvi pa ga je objavil že omenjeni Abraham de Moivre leta 1718. Tu bomo pokazali le nekaj primerov vsot enako porazdeljenih slučajnih spremenljivk.

Primer 7.8: Določimo gostoto verjetnosti vsote dveh, treh in več enakomerno porazdeljenih slučajnih spremenljivk in jih primerjamo z ustrežno normalno porazdeljeno slučajno spremenljivko.

Rešitev: Definirajmo gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke X , ki je enakomerno porazdeljena od -1 do 1

$$f_X(x) = \begin{cases} 0 & x < -1, \\ 1/2 & -1 \leq x < 1, \\ 0 & 1 \leq x. \end{cases}$$

Vsoto dveh enakomerno porazdeljenih slučajnih spremenljivk izračunamo s konvolucijo (enačba (5.20))

$$f_{X_2}(x_2) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x_2 - x) f_X(x) dx = \begin{cases} \int_{-1}^{x_2+1} 0.5^2 dx = 0.25(2 + x_2) & -2 \leq x_2 < 0, \\ \int_{x_2-1}^1 0.5^2 dx = 0.25(2 - x_2) & 0 \leq x_2 \leq 2, \\ 0 & \text{drugje.} \end{cases}$$

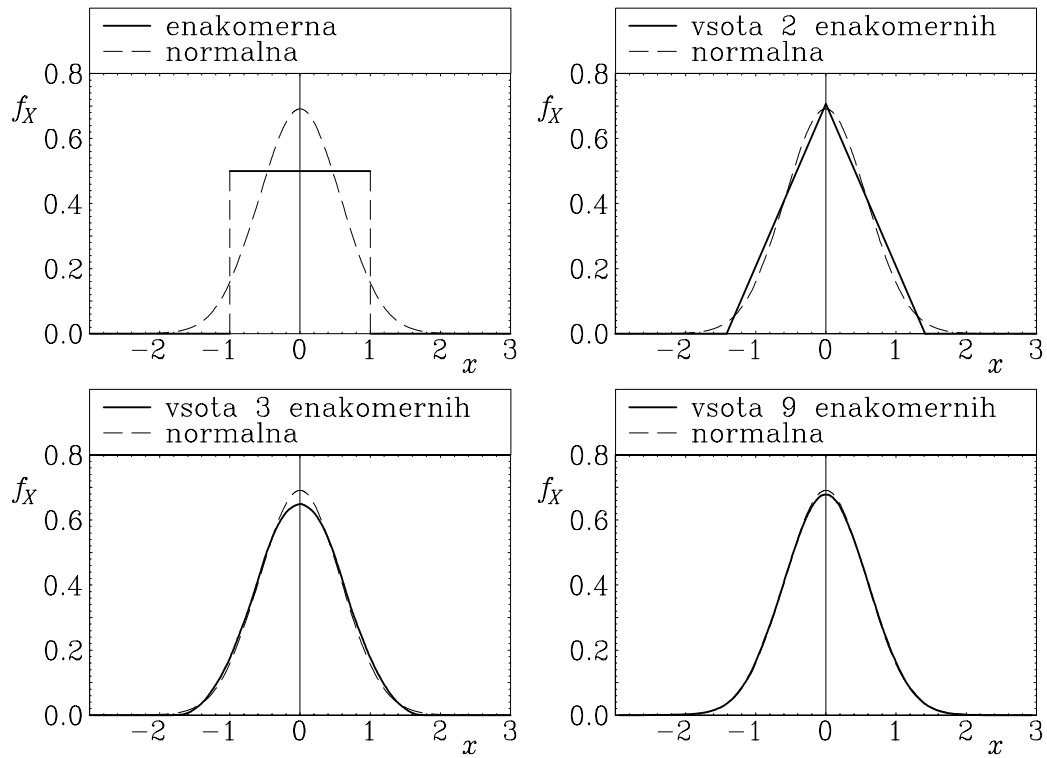
Gostota verjetnosti dveh enakomernih slučajnih spremenljivk je torej odsekoma linearna funkcija, ki jo prikazujemo na sliki 7.9. Vsoto treh enakomerno porazdeljenih slučajnih spremenljivk določimo s konvolucijo slučajnih spremenljivk X_2 in X

$$\begin{aligned}
 f_{X_3}(x_3) &= \int_{-\infty}^{\infty} f_{X_2}(x_3 - x) f_X(x) dx = \\
 &= \begin{cases} \int_{-1}^{x_3+2} 0.5 \cdot 0.25(2 + x_3 - x) dx & -3 \leq x_3 < -1, \\ \int_{-1}^{x_3} 0.5 \cdot 0.25(2 - x_3 + x) dx + \int_{x_3}^1 0.5 \cdot 0.25(2 + x_3 - x) dx & -1 \leq x_3 < 1, \\ \int_{x_3-2}^1 0.5 \cdot 0.25(2 - x_3 + x) dx & 1 \leq x_3 \leq 3, \\ 0 & \text{drugje.} \end{cases} \\
 &= \begin{cases} 0.5625 + 0.375 x_3 + 0.0625 x_3^2 & -3 \leq x_3 < -1, \\ 0.375 - 0.125 x_3^2 & -1 \leq x_3 < 1, \\ 0.5625 - 0.375 x_3 + 0.0625 x_3^2 & 1 \leq x_3 \leq 3, \\ 0 & \text{drugje.} \end{cases}
 \end{aligned}$$

Vsota treh enakomerno porazdeljenih slučajnih spremenljivk je odsekoma kvadratna funkcija. Po obliki je že zelo podobna normalni porazdelitvi. Tudi graf te gostote verjetnosti prikazujemo na sliki 7.9. Podobno izpeljemo tudi gostote verjetnosti za vsote štirih ($X_4 = X_3 + X$) in več enakomerno porazdeljenih slučajnih spremenljivk ($X_{n+1} = X_n + X$). Vsota devetih enakomernih slučajnih spremenljivk, katere gostoto verjetnosti prikazujemo na sliki 7.9, je odsekoma polinom osme stopnje, definiran na območju od -9 do 9 . Na sliki vidimo, da se gostota verjetnosti vsote devetih enakomerno porazdeljenih slučajnih spremenljivk skoraj ne razlikuje od ustrezne normalno porazdeljene slučajne spremenljivke. Na sliki 7.9 prikazujemo tako transformirane slučajne spremenljivke, da imajo vse enako pričakovano vrednost $m_X = 0$ in standardno deviacijo $\sigma_X = \sqrt{1/3} = 0.5774$. Kako se gostota verjetnosti vsote enakomerno porazdeljenih slučajnih spremenljivk približuje normalni, lahko opazujemo tudi v kratkem animiranem filmu: [HTTP://WWW.KM.FGG.UNI-LJ.SI/PREDMETI/SEI/FILM002.HTML](http://www.km.fgg.uni-lj.si/predmeti/sei/film002.html)

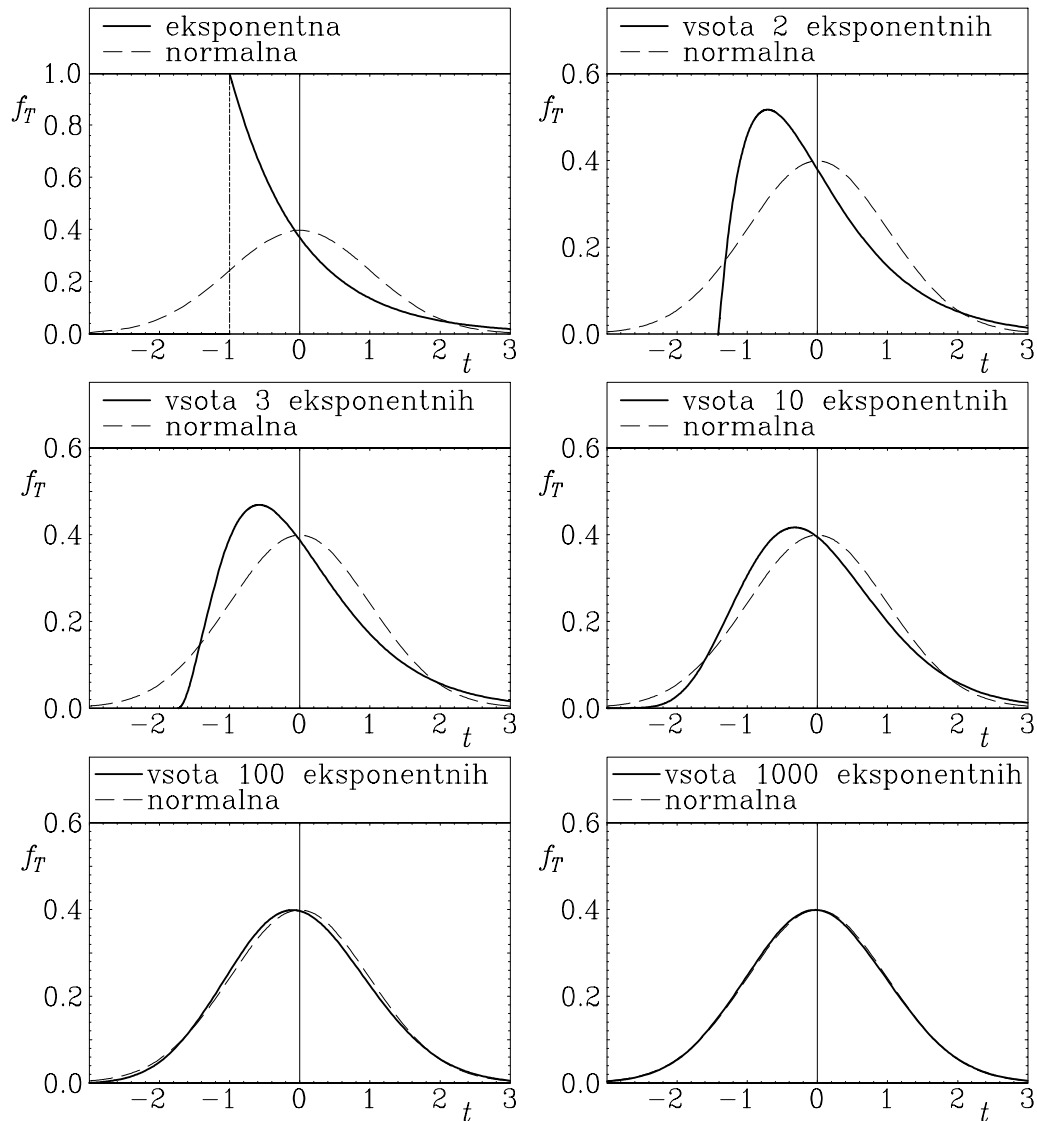
Primer 7.9: Določimo gostoto verjetnosti vsote dveh, treh in več eksponentno porazdeljenih slučajnih spremenljivk in jih primerjamo z ustrezno normalno porazdeljeno slučajno spremenljivko.

Rešitev: Vsote eksponentno porazdeljenih slučajnih spremenljivk smo izpeljali že pri obravnavanju porazdelitve gama, ki predstavlja vsoto več eksponentno porazdeljenih slučajnih spremenljivk (glej primer 7.7). Sedaj bomo le uporabili enačbo (7.23) in graf tako porazdeljenih slučajnih spremenljivk primerjali z normalno.



Slika 7.9: Gostota verjetnosti vsote dveh in več slučajnih spremenljivk

Vzemimo, da je $\lambda = 1$ in narišimo gostote verjetnosti eksponentne porazdelitve, vsote dveh, treh in več eksponentno porazdeljenih slučajnih spremenljivk. Porazdelitve transformiramo tako, da imajo vse enako pričakovano vrednost in standardno deviacijo (glej sliko 7.10). Vidimo, da se gostota verjetnosti vsote mnogih eksponentnih porazdelitev zelo lepo prilega normalni porazdelitvi. Kako se gostota verjetnosti vsote eksponentno porazdeljenih slučajnih spremenljivk približuje normalni, lahko opazujemo tudi v kratkem animiranem filmu: [HTTP://WWW.KM.FGG.UNI-LJ.SI/PREDMETI/SEI/FILM001.HTML](http://www.km.fgg.uni-lj.si/predmeti/sei/film001.html)



Slika 7.10: Gostota verjetnosti vsote eksponentno porazdeljenih slučajnih spremenljivk

7.3.2 Standardizirana in splošna normalna porazdelitev

V enačbi (7.27) smo prvič zapisali gostoto verjetnosti normalne porazdelitve. Prva dva momenta te porazdelitve izračunamo po enačbah (6.3) in (6.6). Pričakovana vrednost je enaka nič, saj je gostota verjetnosti simetrična glede na ordinatno os, varianco slučajne spremenljivke pa lahko izračunamo s

programom MATHEMATICA.¹⁰

$$E[U] = m_U = \int_{-\infty}^{\infty} u \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2} du = 0,$$

$$\text{var}[U] = \sigma_U^2 = \int_{-\infty}^{\infty} u^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2} du = 1.$$

Tako normalno porazdelitev, pri kateri je pričakovana vrednost enaka nič, varianca pa enaka ena, imenujemo **standardizirana normalna porazdelitev**. Normalno porazdelitev s poljubno pričakovano vrednostjo in varianco lahko definiramo z linearno transformacijo

$$X = g(U) = U\sigma_X + m_X. \quad (7.28)$$

Pokažimo, da sta pričakovana vrednost in varianca slučajne spremenljivke X enaki m_X in σ_X^2 . Iz enačb (6.12) in (6.17) izračunamo pričakovano vrednost $E[X]$ in varianco $\text{var}[X]$

$$E[X] = E[U]\sigma_X + m_X = m_X, \quad \text{var}[X] = \text{var}[U]\sigma_X^2 = \sigma_X^2.$$

Sedaj lahko izpeljemo še gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke X . Ker je funkcija $g(U)$ v (7.28) monotona, lahko pri določitvi gostote verjetnosti uporabimo enačbo (5.12) in upoštevamo, da je $g^{-1}(x) = (x - m_X)/\sigma_X$ in odvod $dg^{-1}(x)/dx = 1/\sigma_X$

$$f_X(x) = f_U(g^{-1}(x)) \left| \frac{dg^{-1}(x)}{dx} \right| = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_X} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m_X}{\sigma_X}\right)^2} \quad -\infty < x < \infty. \quad (7.29)$$

Z enačbo (7.29) smo zapisali gostoto verjetnosti normalne porazdelitve s pričakovano vrednostjo m_X in standardno deviacijo σ_X . Na sliki 7.11 prikazujemo gostote verjetnosti za nekaj normalno porazdeljenih slučajnih spremenljivk z različnimi parametri m_X in σ_X .

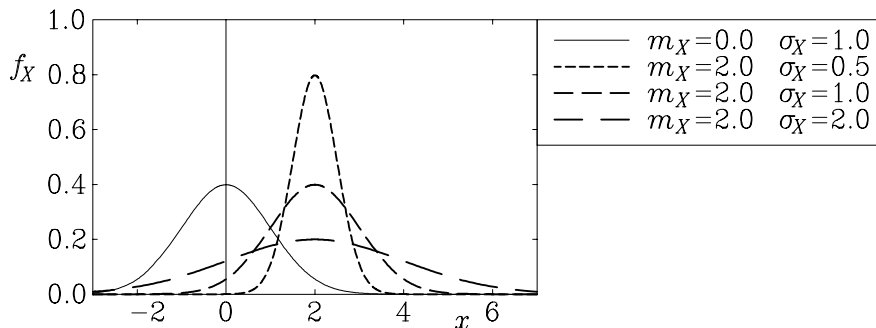
Zapišimo še višje centralne momente za normalno porazdelitev. Zaradi simetričnosti porazdelitve so vsi centralni momenti lihega reda enaki nič. Centralni moment reda $r \geq 2$ lahko zapišemo z naslednjo enačbo

$$\mu_X^{(r)} = \frac{1+(-1)^r}{2} \cdot \frac{r!}{2^{r/2} \left(\frac{r}{2}\right)!} \sigma_X^r.$$

Iz te enačbe sledi, da je koeficient simetričnosti $\gamma_{1X} = 0$, koeficient kurtosis, ki opisuje sploščenost porazdelitve, pa $\gamma_{2X} = 3$.

¹⁰ Integracija, izvedena s programom MATHEMATICA:

```
Print["mu = ", Integrate[u 1/Sqrt[2 Pi] E^(-1/2 u^2), {u, -Infinity, Infinity}]];
Print["varu = ", Integrate[u^2 1/Sqrt[2 Pi] E^(-1/2 u^2), {u, -Infinity, Infinity}]];
mu = 0
varu = 1
```



Slika 7.11: Gostota verjetnosti normalno porazdeljenih slučajnih spremenljivk

7.3.3 Porazdelitvena funkcija normalno porazdeljene slučajne spremenljivke

Porazdelitveno funkcijo določimo z integriranjem funkcije gostote verjetnosti

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_X} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\tilde{x} - m_X}{\sigma_X} \right)^2} d\tilde{x}. \quad (7.30)$$

Integrala v enačbi (7.30) analitično ne moremo rešiti, zato lahko vrednosti porazdelitvene funkcije določimo le numerično. V nekaterih programih je porazdelitvena funkcija že vgrajena (na primer: EXCEL (funkciji *normdist* in *normsdist*)), v drugih pa je definirana sorodna funkcija, iz katere lahko preprosto določimo vrednosti porazdelitvene funkcije (na primer: MATHEMATICA (funkcija *Erf[x]*)). Če želimo določiti vrednost porazdelitvene funkcije brez računalniških programov, moramo uporabiti preglednice. V takih preglednicah so podane vrednosti porazdelitvene funkcije standardizirane normalne porazdelitve – slučajna spremenljivka U . Za vrednost porazdelitvene funkcije slučajne spremenljivke X , porazdeljene po poljubni normalni porazdelitvi, moramo zapisati

$$F_X(x) = P[X \leq x] = P \left[\frac{X - m_X}{\sigma_X} \leq \frac{x - m_X}{\sigma_X} \right]. \quad (7.31)$$

Če v enačbi (7.31) upoštevamo (7.28), sledi

$$F_X(x) = P \left[U \leq \frac{x - m_X}{\sigma_X} \right] = F_U \left(\frac{x - m_X}{\sigma_X} \right),$$

kar pomeni, da vrednost porazdelitvene funkcije $F_X(x)$ lahko določimo tako, da izračunamo vrednost porazdelitvene funkcije standardizirano normalno porazdeljene slučajne spremenljivke U pri $(x - m_X) / \sigma_X$.

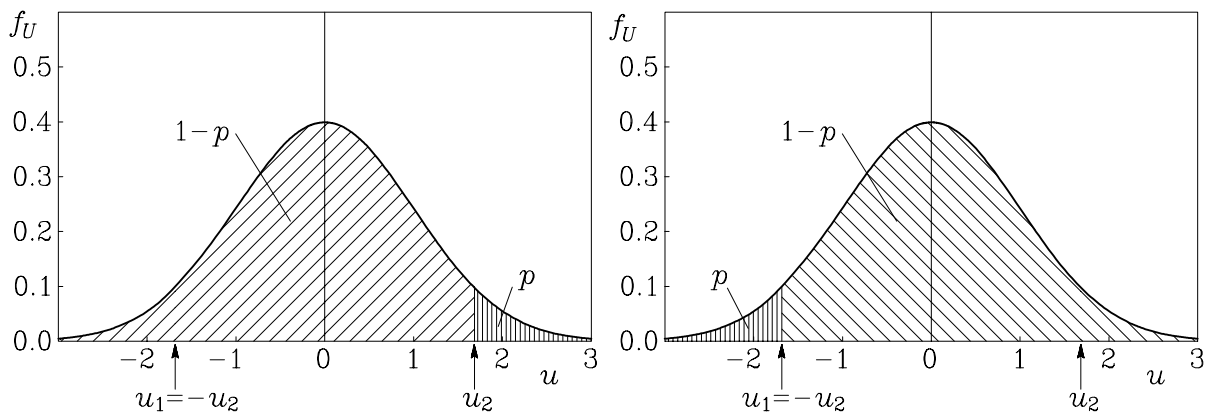
Primer 7.10: *Vzemimo, da je tlačna trdnost betona, ki ga uporabljamo pri gradnji konstrukcije, normalno porazdeljena slučajna spremenljivka X s pričakovano vrednostjo $m_X = 27$ MPa in standardno deviacijo $\sigma_X = 5$ MPa. Določimo verjetnost, da je trdnost betona nižja od 20 MPa. Določimo tudi verjetnost, da je trdnost betona višja od 30 MPa!*

Rešitev: Verjetnost, da je slučajna spremenljivka X nižja od 20 MPa, določimo po naslednji enačbi:

$$\begin{aligned} P[X \leq 20] &= F_X(20) = P\left[\frac{X - m_X}{\sigma_X} \leq \frac{20 - m_X}{\sigma_X}\right] = P\left[U \leq \frac{20 - 27}{5}\right] = \\ &= P[U \leq -1.4] = F_U(-1.4) = 0.08076. \end{aligned}$$

Vrednost porazdelitvene funkcije $F_X(20)$ oziroma $F_U(-1.4)$ lahko določimo z računalniškim programom EXCEL z ukazoma NORMDIST(20; 27; 5; TRUE) oziroma NORMSDIST(-1.4). Če računalniških programov ne moremo ali ne želimo uporabiti, lahko rešitev odčitamo tudi iz preglednice, ki jo lahko najdemo v dodatku skoraj vsake knjige statistike in verjetnostnega računa in tudi na spletni strani: [HTTP://WWW.KM.FGG.UNI-LJ.SI/PREDMETI/SEI/OTAB.PDF](http://www.km.fgg.uni-lj.si/predmeti/sei/otab.pdf). Vidimo, da so v preglednici podane le vrednosti porazdelitvene funkcije za pozitivne vrednosti spremenljivke. Na primer: vrednost porazdelitvene funkcije standardizirane normalne porazdelitve pri $u = 1.23$ je $F_U(1.23) = 0.89065$. Za določitev vrednosti porazdelitvene funkcije pri negativnih vrednosti moramo upoštevati simetrijo normalne porazdelitve (glej sliko 7.12). Vzemimo, da poznamo vrednost porazdelitvene funkcije pri $u = u_2 > 0$. Če želimo določiti vrednost porazdelitvene funkcije pri $u = u_1 = -u_2$, moramo upoštevati simetrijo normalne porazdelitve. Iz slike vidimo, da sta verjetnosti $P[U \leq u_1]$ in $P[U > u_2]$ enaki in ju označimo s p . Ker je $P[U \leq u_2] + P[U > u_2] = 1$, lahko zapišemo $P[U \leq u_2] = 1 - p$. Sedaj lahko zapišemo enačbo

$$\left. \begin{array}{l} P[U \leq u_1] = F_U(u_1) = p \\ P[U \leq u_2] = F_U(u_2) = F_U(-u_1) = 1 - p \end{array} \right\} \longrightarrow \left\{ \begin{array}{l} F_U(-u_1) = 1 - F_U(u_1) \\ F_U(u_1) = 1 - F_U(-u_1) \end{array} \right.$$



Slika 7.12: Simetrija standardizirane normalne porazdelitve

Verjetnost, da je trdnost betona manjša od 20 MPa, je enaka

$$P[X \leq 20] = P[U \leq -1.4] = F_U(-1.4) = 1 - F_U(1.4) = 1 - 0.91924 = 0.08076.$$

Verjetnost, da je trdnost betona višja od 30 MPa, določimo na podoben način

$$\begin{aligned} P[X > 30] &= 1 - P[X \leq 30] = 1 - F_X(30) = \\ &= 1 - F_U\left(\frac{30 - 27}{5}\right) = 1 - F_U(0.6) = 1 - 0.72575 = 0.27425, \end{aligned}$$

kjer smo upoštevali, da za zvezno slučajno spremenljivko X velja $P[X = 30] = 0$.

V zaključku tega primera bi se lahko vprašali, ali je pravilno, da trdnost materiala, za katero vemo, da je vedno večja od nič, modeliramo z normalno porazdelitvijo, za katero so zaloga vrednosti vsa realna števila, tudi negativna. Pomislek je seveda upravičen, a je v teh primerih verjetnost, da je slučajna spremenljivka negativna, tako nizka, da lahko to zanemarimo. V našem primeru je verjetnost, da je trdnost negativna, enaka

$$P[X < 0] = F_X(0) = F_U\left(\frac{0 - 27}{5}\right) = F_U(-5.4) = 3.33 \cdot 10^{-8} \approx 0.$$

Primer 7.11: Predpostavimo, da se teža slovenskih prvošolčkov X porazdeljuje normalno. Raziskave kažejo, da je 15% prvošolčkov lažjih od 25 kg, 10% pa težjih od 33 kg.

- Določimo pričakovano vrednost m_X in standardno deviacijo σ_X !
- Tina tehta 22 kg. Ali je med 5% najlažjih?

Rešitev: Zapišimo podatke z enačbami:

$$P[X \leq 25] = 0.15, \quad P[X > 33] = 0.10 \rightarrow P[X \leq 33] = 0.90.$$

Neenačbe v izrazih za verjetnosti transformiramo tako, da dobimo standardizirano normalno porazdelitev

$$\begin{aligned} P\left[\frac{X - m_X}{\sigma_X} \leq \frac{25 - m_X}{\sigma_X}\right] &= P\left[U \leq \frac{25 - m_X}{\sigma_X}\right] = F_U\left(\frac{25 - m_X}{\sigma_X}\right) = 0.15, \\ P\left[\frac{X - m_X}{\sigma_X} \leq \frac{33 - m_X}{\sigma_X}\right] &= P\left[U \leq \frac{33 - m_X}{\sigma_X}\right] = F_U\left(\frac{33 - m_X}{\sigma_X}\right) = 0.90, \end{aligned}$$

kjer je $F_U(u)$ porazdelitvena funkcija standardizirane normalne porazdelitve. Vrednosti inverzne funkcije $F_U^{-1}(0.15)$ in $F_U^{-1}(0.90)$ lahko odčitamo iz preglednic ali pa uporabimo računalniški program (na primer EXCEL: ukaza NORMINV(0.15; 0; 1) in NORMINV(0.90; 0; 1)) ali NORMSINV(0.15) in NORMSINV(0.90). Ti vrednosti sta $F_U^{-1}(0.15) = -1.0364$ in $F_U^{-1}(0.90) = 1.2816$. Sedaj lahko zapišemo

$$\frac{25 - m_X}{\sigma_X} = F_U^{-1}(0.15) = -1.0364, \quad \frac{33 - m_X}{\sigma_X} = F_U^{-1}(0.90) = 1.2816.$$

Če zgornji enačbi pomnožimo s σ_X , dobimo sistem dveh linearnih enačb z dvema neznankama (m_X in σ_X). Rešitev tega sistema je

$$m_X = 28.5770 \text{ kg}, \quad \sigma_X = 3.4513 \text{ kg}.$$

Določiti moramo še verjetnost $P[X \leq 22]$, kar lahko določimo tako, da neenačbo v izrazu za verjetnost transformiramo

$$P\left[\frac{X - 28.5770}{3.4513} \leq \frac{22 - 28.5770}{3.4513}\right] = P[U \leq -1.9057] = 0.0283,$$

kar lahko odčitamo iz preglednic za standardizirano normalno porazdelitev ali pa z uporabo računalniškega programa (na primer EXCEL: če računamo za standardizirano normalno porazdelitev, uporabimo ukaz `NORMSDIST(-1.9057)` ali `NORMDIST(-1.9057; 0; 1; TRUE)`, če pa računamo za poljubno normalno porazdelitev, uporabimo `NORMDIST(22; 28.5770; 3.4513; TRUE)`). Vidimo torej, da je Tina med 5% najlažjih prvošolčkov, saj je le 2.83% njenih sošolcev lažjih.

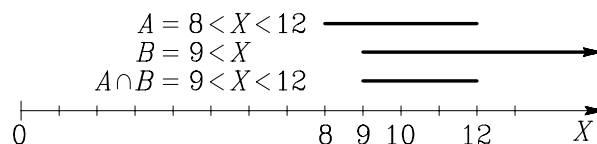
Primer 7.12: Vzemimo, da je debelina asfaltne prevleke normalno porazdeljena slučajna spremenljivka X , s pričakovano vrednostjo $m_X = 10$ cm in standardno deviacijo $\sigma_X = 1$ cm. Določimo verjetnost, da je odstopanje od pričakovane vrednosti manjše od 2 cm ob pogoju, da je debelina prevleke večja od 9 cm: $P[|X - m_X| \leq 2 | X > 9]$.

Rešitev: Pogojno verjetnost izračunamo po enačbi (3.11)

$$P[|X - m_X| \leq 2 | X > 9] = \frac{P[|X - m_X| \leq 2 \cap X > 9]}{P[X > 9]}$$

Verjetnost, da je odstopanje od pričakovane vrednosti manjše od 2 cm, lahko zapišemo tudi takole:

$$P[|X - m_X| \leq 2] = P[-2 \leq X - m_X \leq 2] = P[8 \leq X \leq 12].$$



Slika 7.13: Določitev produkta dveh dogodkov

Določiti moramo dogodek $(8 \leq X \leq 12) \cap (X > 9)$, kar je morda najlažje določiti s preproste slike (7.13), od koder vidimo, da je dogodek $(8 \leq X \leq 12) \cap (X > 9)$ enak dogodku $9 < X \leq 12$. Sedaj lahko ponovno zapišemo pogojno verjetnost

$$P[|X - m_X| \leq 2 | X > 9] = \frac{P[9 < X \leq 12]}{P[X > 9]} = \frac{F_X(12) - F_X(9)}{1 - F_X(9)}.$$

Z računalniškim programom EXCEL ali s pretvorbo na standardizirano normalno porazdelitveno funkcijo $F_U(u)$ določimo iskano verjetnost

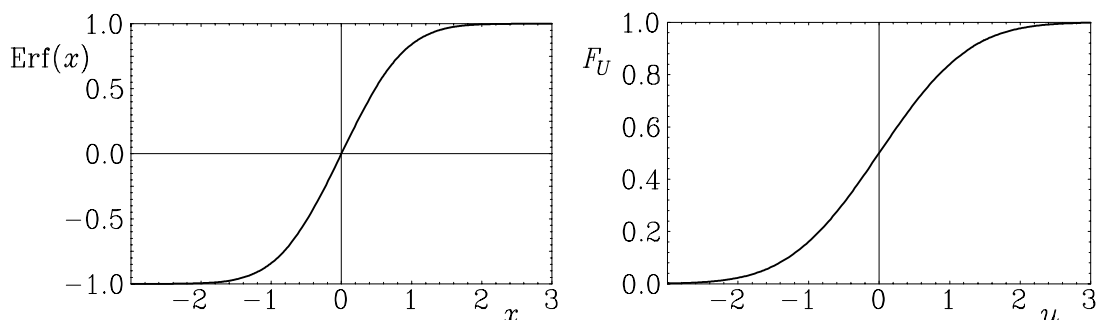
$$P[|X - m_X| \leq 2 | X > 9] = \frac{0.97725 - 0.15866}{1 - 0.15866} = \frac{0.81859}{0.84134} = 0.973$$

Verjetnost, da je odstopanje od pričakovane vrednosti manjše od 2 cm ob pogoju, da je debelina asfaltne prevleke večja od 9 cm, je 0.973.

Primer 7.13: V računalniških programih MATHEMATICA in MATLAB je vgrajena funkcija $\text{Erf}(x)$, ki je definirana z naslednjo enačbo

$$\text{Erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-\tilde{x}^2} d\tilde{x}.$$

Izrazimo porazdelitveno funkcijo $F_U(u)$ standardizirane normalne porazdelitve s funkcijo $\text{Erf}(x)$ (glej sliko 7.14) in inverzno funkcijo $F_u^{-1}(p)$.



Slika 7.14: Funkcija $\text{Erf}(x)$ in porazdelitvena funkcija standardizirane normalne porazdelitve $F_U(u)$

Rešitev: Zaradi simetričnosti porazdelitve standardizirane normalne porazdelitve in zaradi enačbe (4.8) velja, da je

$$\int_{-\infty}^0 f_U(u) du = 0.5.$$

Zato lahko napišemo porazdelitveno funkcijo $F_U(u)$ z naslednjo enačbo

$$F_U(u) = \frac{1}{2} + \int_0^u \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\tilde{u}^2/2} d\tilde{u}. \quad (7.32)$$

Z vpeljavo nove spremenljivke $\tilde{u}^2/2 = \tilde{x}^2$ bomo integral v (7.32) preoblikovali tako, da bomo porazdelitveno funkcijo $F_U(u)$ lahko izrazili s funkcijo $\text{Erf}(x)$:

$$\tilde{u}^2/2 = \tilde{x}^2 \quad \longrightarrow \quad \tilde{u}/\sqrt{2} = \tilde{x} \quad \longrightarrow \quad d\tilde{u}/\sqrt{2} = d\tilde{x} \quad \longrightarrow \quad d\tilde{u} = \sqrt{2} d\tilde{x}. \quad (7.33)$$

Z vpeljavo nove spremenljivke se spremenijo tudi meje integriranja:

$$\tilde{u} \in [0, u] \quad \longrightarrow \quad \tilde{x} \in \left[0, \frac{u}{\sqrt{2}}\right]. \quad (7.34)$$

Če oznake v (7.33) in (7.34) vključimo v (7.32), dobimo

$$\begin{aligned} F_U(u) &= \frac{1}{2} + \int_0^{u/\sqrt{2}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\tilde{x}^2} \sqrt{2} d\tilde{x} = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^{u/\sqrt{2}} e^{-\tilde{x}^2} d\tilde{x} = \\ &= \frac{1}{2} \left(1 + \operatorname{Erf} \left(u/\sqrt{2} \right) \right). \end{aligned} \quad (7.35)$$

Izraz v (7.35) smo izpeljali zato, da bomo lahko z računalniškim programom MATHEMATICA določili

vrednost porazdelitvene funkcije standardizirane normalne porazdelitve.¹¹ Pri reševanju statističnih nalog pogosto uporabljamo porazdelitveni funkciji $F_U(u)$ inverzno funkcijo $F_U^{-1}(p)$, s katero lahko določimo tisto vrednost u , za katero velja

$$F_U(u) = P[U \leq u] = p \quad \longrightarrow \quad u = F_U^{-1}(p).$$

Ugotoviti moramo, kako lahko za določitev $F_U^{-1}(p)$ uporabimo inverzno funkcijo $\text{Erf}^{-1}(x)$, ki je vgrajena v računalniški program MATLAB: funkcija `erfinv(x)`. Iz enačbe (7.35) sledi

$$\begin{aligned} p = F_U(u) &= \frac{1}{2} \left(1 + \text{Erf} \left(\frac{u}{\sqrt{2}} \right) \right) \quad \longrightarrow \\ \longrightarrow \quad 2p - 1 &= \text{Erf} \left(\frac{u}{\sqrt{2}} \right) \quad \longrightarrow \\ \longrightarrow \quad \text{Erf}^{-1}(2p - 1) &= \frac{u}{\sqrt{2}} \quad \longrightarrow \\ \longrightarrow \quad F_U^{-1}(p) = u &= \sqrt{2} \text{Erf}^{-1}(2p - 1). \end{aligned}$$

7.3.4 Vsota normalno porazdeljenih slučajnih spremenljivk

Glede na centralni limitni izrek, ki pravi, da je vsota mnogih neodvisnih slučajnih spremenljivk normalno porazdeljena slučajna spremenljivka, lahko pričakujemo, da je vsota dveh normalno porazdeljenih slučajnih spremenljivk tudi normalno porazdeljena. To lahko dokažemo tako, da določimo konvolucijski integral (enačba (5.20) za dve normalno porazdeljeni slučajni spremenljivki X_1 in X_2 s pričakovanima vrednostima m_{X_1} in m_{X_2} ter standardnima deviacijama σ_{X_1} in σ_{X_2}

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{X_1}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\tilde{x}-m_{X_1}}{\sigma_{X_1}}\right)^2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{X_2}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\tilde{x}-m_{X_2}}{\sigma_{X_2}}\right)^2} d\tilde{x}. \quad (7.36)$$

Ta integral lahko določimo s programom MATHEMATICA¹². Rezultat, ki ga zaradi nepreglednosti ne prikazujemo tako, kot ga prikaže program MATHEMATICA, je

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_{X_1}^2 + \sigma_{X_2}^2)}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(x-m_{X_1}-m_{X_2})^2}{\sigma_{X_1}^2 + \sigma_{X_2}^2}}. \quad (7.37)$$

¹¹ Določitev vrednosti porazdelitvene funkcije $F_U(u)$ s programom MATHEMATICA:

```
FU[u_] = 1/2 ( 1 + Erf[u/Sqrt[2]] );
Print["FU[-1.4] = ", FU[-1.4]];
Print["FU[0.6] = ", FU[0.6]];

FU[-1.4] = 0.0807567
FU[0.6] = 0.725747
```

¹² Konvolucijski integral za dve normalno porazdeljeni slučajni spremenljivki s programom MATHEMATICA:

```
fx1[x_] = 1/(Sqrt[2 Pi] sx1) E^(-1/2 ((x-mx1)/sx1)^2);
fx2[x_] = 1/(Sqrt[2 Pi] sx2) E^(-1/2 ((x-mx2)/sx2)^2);
fy[y_] = Integrate[fx1[x] fx2[y-x], {x, -Infinity, Infinity}];
Print["fy(y) = ", fy[y]];

```

Iz enačbe (7.37) lahko zaključimo, da je slučajna spremenljivka X , ki predstavlja vsoto dveh normalno porazdeljenih slučajnih spremenljivk X_1 in X_2 , tudi normalno porazdeljena slučajna spremenljivka s pričakovano vrednostjo m_X in standardno deviacijo σ_X

$$m_X = m_{X_1} + m_{X_2} \quad \text{in} \quad \sigma_X^2 = \sigma_{X_1}^2 + \sigma_{X_2}^2. \quad (7.38)$$

Na podoben način lahko pokažemo, da je linearna kombinacija normalno porazdeljenih slučajnih spremenljivk X_1 in X_2

$$X = a_1 X_1 + a_2 X_2$$

tudi normalno porazdeljena slučajna spremenljivka s pričakovano vrednostjo m_X in standardno deviacijo σ_X

$$m_X = a_1 m_{X_1} + a_2 m_{X_2} \quad \text{in} \quad \sigma_X^2 = a_1^2 \sigma_{X_1}^2 + a_2^2 \sigma_{X_2}^2. \quad (7.39)$$

Primer 7.14: Če obnašanje konstrukcije obravnavamo dovolj poenostavljeno, lahko celoten vpliv obtežbe opišemo z eno slučajno spremenljivko S , celoten vpliv trdnosti oziroma odpornosti konstrukcije pa s slučajno spremenljivko T . Obe slučajni spremenljivki merimo z istimi enotami. Verjetnost porušitve konstrukcije p_f torej lahko izračunamo z naslednjo enačbo

$$p_f = P[S \geq T] = P[T - S \leq 0].$$

Vzemimo, da sta slučajni spremenljivki S in T neodvisni in normalno porazdeljeni slučajni spremenljivki ($m_S = 30$, $\sigma_S = 4$, $m_T = 50$, $\sigma_T = 3$). Določimo verjetnost porušitve obravnavane konstrukcije!

Rešitev: Definirajmo slučajno spremenljivko $M = T - S$ in jo imenujmo **varnost konstrukcije**. Rečemo lahko, da je konstrukcija varna, če je slučajna spremenljivka M večja od nič. Ker sta S in T normalno porazdeljeni slučajni spremenljivki, je tudi njuna razlika porazdeljena normalno. Pričakovano vrednost m_M in standardno deviacijo σ_M izračunamo po enačbah (7.39)

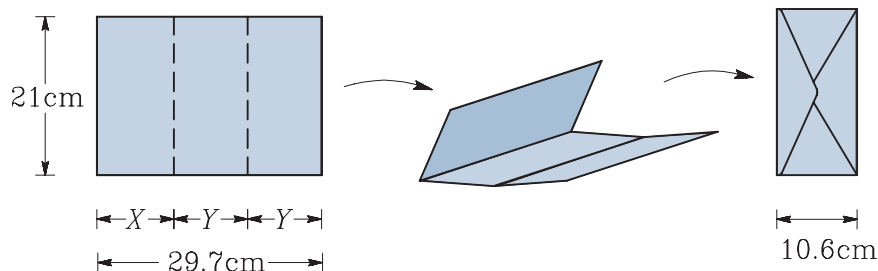
$$m_M = m_T - m_S = 20 \quad \text{in} \quad \sigma_M = \sqrt{\sigma_T^2 + \sigma_S^2} = 5.$$

Verjetnost porušitve lahko izračunamo po naslednji enačbi

$$P[M \leq 0] = P\left[\frac{M - m_M}{\sigma_M} \leq \frac{0 - 20}{5}\right] = P[U \leq -4] = F_U(-4) = 0.00003167,$$

kjer smo z U označili standardizirano normalno porazdeljeno slučajno spremenljivko. V teoriji zanesljivosti konstrukcij vrednost $\frac{m_M}{\sigma_M}$ pogosto označimo z β in imenujemo **indeks zanesljivosti**. Večji indeks zanesljivosti predstavlja bolj zanesljivo konstrukcijo. Verjetnost porušitve konstrukcije je v tem primeru manjša. Za običajne gradbeniške konstrukcije zahtevamo, da je β večji od 3.8 za predvideno življenjsko dobo konstrukcije in 4.7 za enoletno obdobje.

Primer 7.15: List papirja, na katerega smo napisali pismo, je formata A4 (21×29.7 cm). Preden pismo odpošljemo, moramo list prepogniti. Najprej ga prepognemo približno na tretjini (razdalja X od enega roba), nato znano preostanek prepogniti točno na polovici (glej sliko). Predpostavimo, da je X normalno porazdeljena slučajna spremenljivka s pričakovano vrednostjo $m_X = 9.9$ cm in standardno deviacijo $\sigma_X = 1$ cm. Določite porazdelitev Y . Kolikšna je verjetnost, da pisma ne bomo mogli spraviti v 10.6 cm široko kuverto.



Slika 7.15: Prepogibanje lista papirja

Rešitev: Iz slike 7.15 lahko izpeljemo zvezo med slučajnjima spremenljivkama X in Y :

$$Y = \frac{29.7 - X}{2}.$$

Ker je slučajna spremenljivka X porazdeljena normalno, je tako porazdeljena tudi slučajna spremenljivka Y . Pričakovano vrednost m_Y in standardno deviacijo σ_Y izračunamo po naslednjih enačbah

$$m_Y = \frac{29.7 - m_X}{2} = 9.9 \text{ cm} \quad \text{in} \quad \sigma_Y^2 = \frac{\sigma_X^2}{4} \rightarrow \sigma_Y = \frac{\sigma_X}{2} = 0.5 \text{ cm}.$$

Verjetnost, da pismo ne gre v kuverto, je enaka verjetnosti, da je X ali Y večja od 10.6 cm. Ker X in Y ne moreta biti istočasno večja od 10.6, sta dogodka $X > 10.6$ in $Y > 10.6$ nezdružljiva in lahko verjetnost vsote teh dogodkov napišemo kot vsoto verjetnosti

$$\begin{aligned} P[X > 10.6 \cup Y > 10.6] &= P[X > 10.6] + P[Y > 10.6] = \\ &= (1 - P[X \leq 10.6]) + (1 - P[Y \leq 10.6]) = 2 - F_X(10.6) - F_Y(10.6) = \\ &= 2 - F_U\left(\frac{10.6 - 9.9}{1}\right) - F_U\left(\frac{10.6 - 9.9}{0.5}\right) = 2 - F_U(0.7) - F_U(1.4) = \\ &= 2 - 0.91924 - 0.75804 = 0.3227 \end{aligned}$$

7.3.5 Normalna porazdelitev kot aproksimacija drugih porazdelitev

V prejšnjih razdelkih smo pokazali, da nekatere slučajne spremenljivke predstavljajo vsoto drugih slučajnih spremenljivk. Naštejmo take primere:

- Slučajna spremenljivka, porazdeljena po binomski porazdelitvi, je vsota slučajnih spremenljivk, porazdeljenih po Bernoulljevi porazdelitvi.

- Slučajna spremenljivka, porazdeljena po Pascalovi porazdelitvi, je vsota slučajnih spremenljivk, porazdeljenih po geometrični porazdelitvi.
- Slučajna spremenljivka, porazdeljena po porazdelitvi gama, je vsota slučajnih spremenljivk, porazdeljenih po eksponentni porazdelitvi.

Ker smo s centralnim limitnim izrekom pokazali, da je vsota mnogih neodvisnih in enako porazdeljenih slučajnih spremenljivk, normalno porazdeljena slučajna spremenljivka, lahko pričakujemo, da bo binomska porazdelitev za velike n podobna normalni porazdelitvi. Enako velja za Pascalovo porazdelitev in porazdelitev gama za velike vrednosti k . Z naslednjim računskim primerom bomo pokazali, na kakšen način lahko aproksimiramo binomsko porazdelitev z normalno.

Primer 7.16: *Primerjajmo slučajni spremenljivki Y , ki je porazdeljena po binomski porazdelitvi, s slučajno spremenljivko X , porazdeljeno po normalni porazdelitvi z istimi pričakovanimi vrednostima in standardnima deviacijama ($m_X = m_Y$ in $\sigma_X = \sigma_Y$). Parametra binomske porazdelitve sta $n = 10$ in $p = 0.5$. Določimo verjetnosti, da sta slučajni spremenljivki X in Y manjši ali enaki pet: $P[X \leq 5]$ in $P[Y \leq 5]$.*

Rešitev: Izračunajmo najprej verjetnost, da je slučajna spremenljivka Y , ki je porazdeljena po binomski porazdelitvi, manjša ali enaka 5. Ta verjetnost je vsota verjetnosti, da je $Y = 0, Y = 1, Y = 2, Y = 3, Y = 4$ in $Y = 5$:

$$P[Y = 0] = \binom{10}{0} \cdot 0.5^0 \cdot 0.5^{10} = 0.5^{10} = 0.00098$$

$$P[Y = 1] = \binom{10}{1} \cdot 0.5^1 \cdot 0.5^9 = 10 \cdot 0.5^{10} = 0.00977$$

$$P[Y = 2] = \binom{10}{2} \cdot 0.5^2 \cdot 0.5^8 = 45 \cdot 0.5^{10} = 0.04395$$

$$P[Y = 3] = \binom{10}{3} \cdot 0.5^3 \cdot 0.5^7 = 120 \cdot 0.5^{10} = 0.11719$$

$$P[Y = 4] = \binom{10}{4} \cdot 0.5^4 \cdot 0.5^6 = 210 \cdot 0.5^{10} = 0.20508$$

$$P[Y = 5] = \binom{10}{5} \cdot 0.5^5 \cdot 0.5^5 = 252 \cdot 0.5^{10} = 0.24609$$

$$P[Y \leq 5] = \sum_{y=0}^5 P[Y = y] = 0.632$$

Verjetnost, da je slučajna spremenljivka X , ki je porazdeljena po normalni porazdelitvi, manjša ali enaka 5, izračunamo iz porazdelitvene funkcije. Najprej izračunajmo pričakovano vrednost m_X in standardno deviacijo σ_X te slučajne spremenljivke

$$m_X = m_Y = np = 5, \quad \sigma_X = \sigma_Y = \sqrt{np(1-p)} = \sqrt{2.5} = 1.581$$

Sedaj lahko izračunamo verjetnost, da je X manjši ali enak 5

$$P[X \leq 5] = F_X(5) = F_U\left(\frac{5-5}{\sqrt{2.5}}\right) = F_U(0) = 0.5.$$

Dobili smo rezultat, ki se zelo razlikuje od tistega, ki smo ga izračunali ob upoštevanju binomske porazdelitve. Hitro lahko ugotovimo, zakaj je do te velike razlike prišlo. Iz slike 7.16 vidimo, da verjetnosti, da slučajna spremenljivka Y zavzame neko določeno vrednost y , ustreza verjetnosti, da slučajna spremenljivka X zavzame vrednost v območju okoli vrednosti y . Tako lahko na primer napišemo

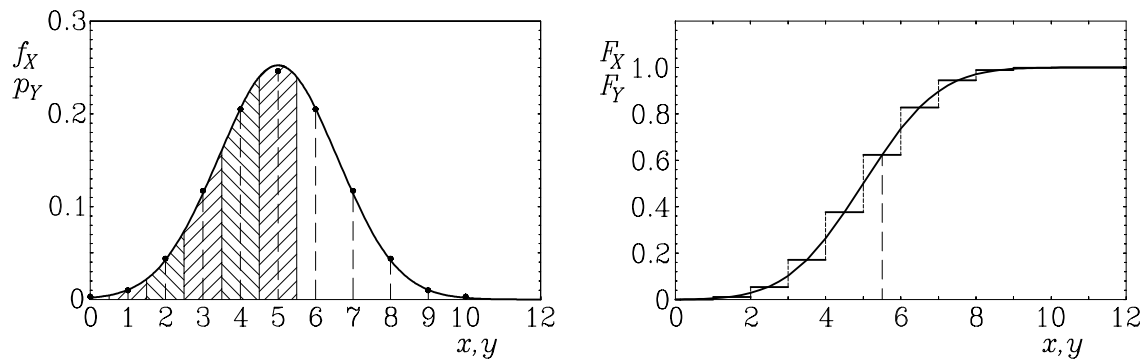
$$P[Y = 3] = 0.11719 \approx P[2.5 < X \leq 3.5] = F_X(3.5) - F_X(2.5) = 0.11447.$$

Zato sledi, moramo za določitev verjetnosti, da je slučajna spremenljivka manjša ali enaka 5, napisati naslednji izraz

$$P[Y \leq 5] \approx P[X \leq 5.5] = F_X(5.5) = F_U\left(\frac{5.5 - 5}{\sqrt{2.5}}\right) = F_U(0.316) = 0.624.$$

Očitno je ta približek bistveno boljši od prejšnjega. Ta rezultat lahko odčitamo tudi iz grafv porazdelitvenih funkcij za obe porazdelitvi, kjer lahko vidimo, da se porazdelitveni funkciji sekajo približno pri 5.5

$$F_Y(5.5) \approx F_X(5.5).$$



Slika 7.16: Primerjava binomske in normalne porazdelitve

Pri analizi rezultatov te naloge moramo poudariti, da so razlike med normalno in binomsko porazdelitvijo tako majhne tudi zato, ker nas je zanimala vrednost porazdelitvene funkcije na sredini porazdelitve. V primeru, da bi primerjali vrednosti porazdelitvenih funkcij na obeh repih porazdelitve, bi ugotovili, da so razlike bistveno večje. Primerjajmo na primer verjetnosti, da sta slučajni spremenljivki manjši od -0.5 . Za binomsko porazdelitev seveda velja, da je $P[Y \leq -0.5] = 0$. Verjetnost, da je slučajna spremenljivka Y manjša od -0.5 pa ni enaka nič, temveč je $P[X \leq -0.5] = F_X(-0.5) = 0.00025$, kar je sicer majhna a od nič različna verjetnost. V gradbeništvu pri analizi varnosti konstrukcije pogosto obravnavamo zelo majhne verjetnosti in je lahko razlika, med neverjetnim dogodkom in malo verjetnim dogodkom, zelo pomembna.

7.4 Logaritemsko normalna porazdelitev

V inženirstvu je marsikatera količina rezultat produkta mnogih drugih količin. Najbolj značilni primeri takih količin so: velikost delcev v sedimentih, velikost delcev agregata po drobljenju, trdnost nekaterih materialov, magnituda potresov in podobno. Zato je logaritemsko normalna porazdelitev, ki jo opisujemo v tem razdelku, za inženirstvo zelo pomembna.

Vzemimo, da imamo n neodvisnih in enako porazdeljenih slučajnih spremenljivk X_i , ki imajo enako pričakovano vrednost $m_{X_i} = m_X$ in standardno deviacijo $\sigma_{X_i} = \sigma_X$. Definirajmo slučajno spremenljivko Y kot produkt slučajnih spremenljivk X_i

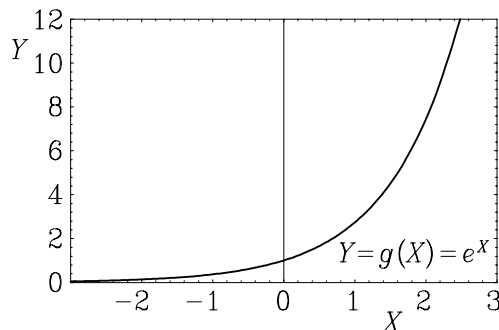
$$Y = \prod_{i=1}^n X_i. \quad (7.40)$$

Zanima nas, kako se porazdeljuje slučajna spremenljivka Y , ko gre n proti neskončnosti. Nalogo rešimo tako, da enačbo (7.40) logaritmiramo in upoštevamo, da je logaritem produkta enak vsoti logaritmov

$$\ln Y = \ln \left(\prod_{i=1}^n X_i \right) = \sum_{i=1}^n \ln X_i = X. \quad (7.41)$$

Če so slučajne spremenljivke X_i neodvisne in enako porazdeljene, so tudi slučajne spremenljivke $\ln X_i$ medsebojno neodvisne in enako porazdeljene. Zato po centralnem limitnem izreku velja, da je porazdelitev slučajne spremenljivke X v enačbi (7.41) normalna, če gre število slučajnih spremenljivk X_i proti neskončnosti. Zapišimo definicijo logaritemsko normalne porazdelitve: *Če je slučajna spremenljivka X porazdeljena normalno in velja zveza $\ln Y = X$, potem je slučajna spremenljivka Y porazdeljena **logaritemsko normalno***. Izpeljimo gostoto verjetnosti $f_Y(y)$ logaritemsko normalne porazdelitve! Slučajna spremenljivka Y je funkcija normalno porazdeljene slučajne spremenljivke X

$$Y = g(X) = e^X.$$



Slika 7.17: Zveza med normalno in logaritemsko normalno porazdeljeno slučajno spremenljivko

Zvezo med slučajnima spremenljivkama prikazujemo na sliki 7.17. Iz slike lahko tudi ugotovimo, da zaloga vrednosti slučajne spremenljivke Y obsega vsa pozitivna realna števila. Očitno je, da je funkcija $g(X)$ monotona, zato za izpeljavo gostote verjetnosti uporabimo enačbo (5.12). Inverzna funkcija $g^{-1}(Y)$ in njen odvod sta

$$g^{-1}(Y) = \ln Y, \quad \frac{dg^{-1}(Y)}{dY} = \frac{1}{Y}. \quad (7.42)$$

Gostoto verjetnosti slučajne spremenljivke Y lahko sedaj zapišemo takole:

$$f_Y(y) = f_X(g^{-1}(y)) \left| \frac{dg^{-1}(y)}{dy} \right| = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_X} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln y - m_X}{\sigma_X} \right)^2} \frac{1}{y} \quad 0 < y < \infty. \quad (7.43)$$

Enačba (7.43) predstavlja gostoto verjetnosti logaritemsko normalno porazdeljene slučajne spremenljivke Y , katere parametra sta pričakovana vrednost in standardna deviacija slučajne spremenljivke X . To je nekoliko nenavadno, zato bomo ta dva parametra raje zapisali tako, da bosta predstavljala slučajno spremenljivko Y . Namesto standardne deviacije σ_X bomo pisali oznako $\sigma_{\ln Y}$. Namesto pričakovane vrednosti m_X pa bomo vpeljali mediano \tilde{m}_Y slučajne spremenljivke Y , za katero velja naslednja zveza

$$P[Y \leq \tilde{m}_Y] = 0.5.$$

Izraz znotraj oglatih oklepajev lahko logaritmiramo in upoštevamo zvezo med slučajnima spremenljivkama (7.42). Upoštevamo tudi, da za mediano slučajne spremenljivke X velja enak izraz kot za mediano slučajne spremenljivke Y in da zaradi simetričnosti normalne porazdelitve mediana \tilde{m}_X sovpada s pričakovano vrednostjo m_X ($\tilde{m}_X = m_X$)

$$\begin{aligned} P[Y \leq \tilde{m}_Y] = 0.5 &= P[\ln Y \leq \ln \tilde{m}_Y] = P[X \leq \ln \tilde{m}_Y] = \\ &= F_X(\ln \tilde{m}_Y) = F_X(\tilde{m}_X) = F_X(m_X). \end{aligned} \quad (7.44)$$

Iz enačbe (7.44) lahko sklepamo, da je

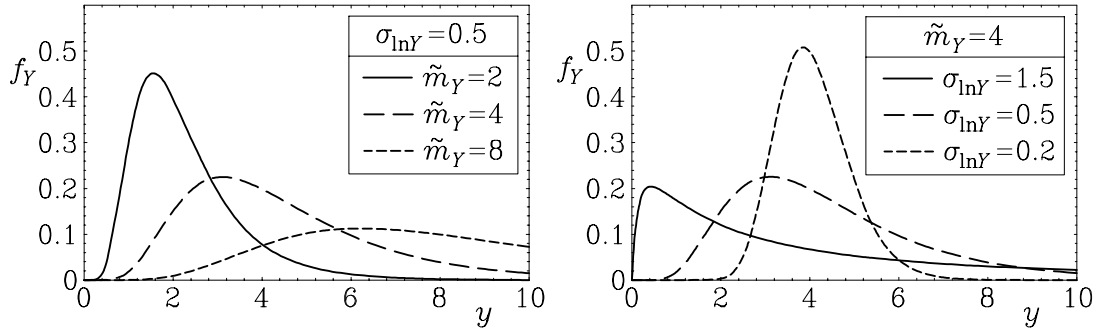
$$\ln \tilde{m}_Y = m_X, \quad (7.45)$$

zato bomo v enačbi (7.43) namesto pričakovane vrednosti m_X pisali logaritem mediane $\ln \tilde{m}_Y$ slučajne spremenljivke Y . Gostoto verjetnosti $f_Y(y)$ logaritemsko normalno porazdeljene slučajne spremenljivke z novimi oznakami zapišemo takole:

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{\ln Y} y} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln y - \ln \tilde{m}_Y}{\sigma_{\ln Y}} \right)^2} \quad 0 < y < \infty. \quad (7.46)$$

Na sliki 7.18 prikazujemo gostote verjetnosti za nekaj različnih vrednosti parametrov \tilde{m}_X in $\sigma_{\ln Y}$. Pričakovana vrednost m_Y in varianca σ_Y^2 slučajne spremenljivke Y sta

$$m_Y = \tilde{m}_Y e^{\frac{1}{2}\sigma_{\ln Y}^2}, \quad \sigma_Y^2 = m_Y^2 (e^{\sigma_{\ln Y}^2} - 1).$$



Slika 7.18: Gostota verjetnosti logaritemsko normalno porazdeljene slučajne spremenljivke

Pogosto moramo uporabiti obratne zveze, po katerih iz pričakovane vrednosti m_Y in standardne deviacije σ_Y izračunamo parametra \tilde{m}_Y in $\sigma_{\ln Y}$

$$\tilde{m}_Y = m_Y e^{-\frac{1}{2}\sigma_{\ln Y}^2} = \frac{m_Y^2}{\sqrt{\sigma_Y^2 + m_Y^2}} = \frac{m_Y}{\sqrt{\frac{\sigma_Y^2}{m_Y^2} + 1}} = \frac{m_Y}{\sqrt{V_Y^2 + 1}}, \quad (7.47)$$

$$\sigma_{\ln Y}^2 = \ln \left(\frac{\sigma_Y^2}{m_Y^2} + 1 \right) = \ln (V_Y^2 + 1),$$

kjer smo z $V_Y = \sigma_Y/m_Y = \sqrt{e^{\sigma_{\ln Y}^2} - 1}$ označili koeficient variacije. Zapišimo še koeficienta simetričnosti in splošččnosti, γ_{1Y} in γ_{2Y} , za logaritemsko normalno slučajno spremenljivko Y :

$$\gamma_{1Y} = \sqrt{e^{\sigma_{\ln Y}^2} - 1} (e^{\sigma_{\ln Y}^2} + 2) = V_Y^3 - 3V_Y,$$

$$\gamma_{2Y} = e^{4\sigma_{\ln Y}^2} + 2e^{3\sigma_{\ln Y}^2} + 3e^{2\sigma_{\ln Y}^2} - 3 = V_Y^8 + 6V_Y^6 + 15V_Y^4 + 16V_Y^2 + 3.$$

Preglednica 7.1: Momenti logaritemsko normalne porazdelitve

\tilde{m}_Y	$\sigma_{\ln Y}$	m_Y	σ_Y	γ_{1Y}	γ_{2Y}
2.0	0.50	2.266	1.208	1.750	8.898
4.0	0.50	4.533	2.416	1.750	8.898
8.0	0.50	9.065	4.831	1.750	8.898
4.0	1.50	12.321	35.895	33.468	10078.3
4.0	0.20	4.081	0.824	0.614	3.678
4.0	0.10	4.020	0.403	0.302	3.162
4.0	0.02	4.001	0.080	0.060	3.006

Vidimo, da sta koeficienta γ_{1Y} in γ_{2Y} neodvisna od mediane \tilde{m}_Y . V preglednici 7.1 prikazujemo nekaj vrednosti momentov lognormalno porazdeljene slučajne spremenljivke Y za različne vrednosti parametrov porazdelitve \tilde{m}_Y in $\sigma_{\ln Y}$. Za večje vrednosti $\sigma_{\ln Y}$ je porazdelitev bolj nesimetrična $\gamma_{1Y} \gg 0$ in bolj

špičasta $\gamma_{2Y} \gg 3$, kar lahko vidimo tudi na sliki 7.18. Za zelo nizke vrednosti $\sigma_{\ln Y}$ pa je porazdelitev bolj podobna normalni porazdelitvi, saj je simetrična in srednje sploščena: $\gamma_{1Y} \approx 0$ in $\gamma_{2Y} \approx 3$.

Podobno kot pri normalni porazdelitvi tudi pri logaritemsko normalni porazdelitvi ne poznamo porazdelitvene funkcije $F_Y(y)$ v zaključeni analitični obliki. Njeno vrednost lahko izračunamo numerično z računalniškimi programi kot so MATHEMATICA, MATLAB ali EXCEL, ali pa porazdelitveno funkcijo $F_Y(y)$ preuredimo tako, da lahko uporabimo porazdelitveno funkcijo standardizirane normalne porazdelitve, katere vrednosti lahko najdemo v preglednicah. Če v izrazu za porazdelitveno funkcijo $F_Y(y)$ upoštevamo zvezi (7.41) in (7.45), lahko izpeljemo naslednjo uporabno enačbo

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= P[Y \leq y] = P[\ln Y \leq \ln y] = P[X \leq \ln y] = P\left[\frac{X - m_X}{\sigma_X} \leq \frac{\ln y - m_X}{\sigma_X}\right] = \\ &= P\left[U \leq \frac{\ln y - \ln \tilde{m}_Y}{\sigma_{\ln Y}}\right] = F_U\left(\frac{\ln y - \ln \tilde{m}_Y}{\sigma_{\ln Y}}\right) \end{aligned} \quad (7.48)$$

Na osnovi zadnje enačbe lahko z uporabo preglednice za porazdelitveno funkcijo normalne porazdelitve izračunamo vrednost porazdelitvene funkcije logaritemsko normalne porazdelitve. To enačbo lahko uporabimo tudi v računalniškem programu MATHEMATICA, pri čemer pa uporabimo tudi zvezo med porazdelitveno funkcijo standardizirane normalne porazdelitve $F_U(u)$ in vgrajeno funkcijo $\text{Erf}(x)$ (enačba (7.35)).¹³

Ugotovimo, kako se porazdeljuje produkt dveh logaritemsko normalno porazdeljenih slučajnih spremenljivk Y_1 in Y_2

$$Y = Y_1 \cdot Y_2.$$

Zgornjo enačbo logaritmiramo in ugotovimo, da je slučajna spremenljivka $X = \ln Y$ porazdeljena normalno, saj sta tudi slučajni spremenljivki $X_1 = \ln Y_1$ in $X_2 = \ln Y_2$ porazdeljeni normalno. Iz te ugotovitve zaradi definicije logaritemsko normalne porazdelitve sledi sklep, da je tudi slučajna spremenljivka $Y = Y_1 \cdot Y_2$ porazdeljena logaritemsko normalno:

$$\ln Y = \ln(Y_1 \cdot Y_2) = \ln Y_1 + \ln Y_2 = X = X_1 + X_2. \quad (7.49)$$

Iz enačb (7.38), (7.46) in (7.49) lahko izpeljemo zveze med parametri slučajnih spremenljivk Y_1 , Y_2 in Y :

$$\begin{aligned} m_X &= m_{X_1} + m_{X_2} = \ln \tilde{m}_Y = \ln \tilde{m}_{Y_1} + \ln \tilde{m}_{Y_2} \quad \longrightarrow \quad \tilde{m}_Y = \tilde{m}_{Y_1} \tilde{m}_{Y_2}, \\ \sigma_X^2 &= \sigma_{X_1}^2 + \sigma_{X_2}^2 \quad \longrightarrow \quad \sigma_{\ln Y}^2 = \sigma_{\ln Y_1}^2 + \sigma_{\ln Y_2}^2. \end{aligned}$$

¹³ Izračun porazdelitvene funkcije lognormalne porazdelitve s programom MATHEMATICA:

```
Fy[y_, myt_, slny_] := 0.5 + 1/2 Erf[(Log[y]-Log[myt])/Slny/Sqrt[2]];
Print["Fy[3] = ", Fy[3, 4, 0.5]]
```

```
Fy[3] = 0.282523
```

Primer 7.17: Naj bo največji letni pretok vode v neki rečici slučajna spremenljivka Y . Na podlagi meritev v zadnjih 40 letih lahko izračunamo oceni za pričakovano vrednost m_Y in standardno deviacijo σ_Y največjega letnega pretoka. Ti dve oceni sta:

$$\hat{m}_Y = \bar{Y} = 115 \text{ m}^3/\text{s}, \quad \hat{\sigma}_Y = S_Y^* = 45 \text{ m}^3/\text{s}.$$

Ti dve oceni smo dobili tako, da smo v izračun povprečja in standardne deviacije vzorca vzeli največjo vrednost vodnega toka v vsakem letu. V vzorcu je bilo torej štirideset vrednosti. Vzemimo, da sta oceni pričakovane vrednosti in standardne deviacije pravi in izračunajmo verjetnost, da bo v naslednjem letu vodni pretok večji od $200 \text{ m}^3/\text{s}$. Določimo tudi stoletno vodo; verjetnost, da bo stoletna voda v naslednjem letu presežena, je enaka $1/100$. Pri tem upoštevajmo:

- normalno porazdelitev slučajne spremenljivke Y ,
- logaritemsko normalno porazdelitev slučajne spremenljivke Y .

Rešitev: Verjetnost, da je slučajna spremenljivka Y večja od 200 določimo po naslednji enačbi

$$P[Y > 200] = 1 - P[Y \leq 200] = 1 - F_Y(200).$$

Stoletna voda y_{100} je tista, za katero velja, da je verjetnost, da se v nekem letu zgodi taka voda ali večja, enaka $1/100$:

$$P[Y > y_{100}] = \frac{1}{100} \quad \longrightarrow \quad P[Y \leq y_{100}] = 1 - \frac{1}{100} = 0.99 = F_Y(y_{100}).$$

- V primeru normalne porazdelitve slučajne spremenljivke Y verjetnost $P[Y \geq 200]$ določimo takole:

$$\begin{aligned} P[Y > 200] &= 1 - F_Y(200) = 1 - F_U\left(\frac{200 - 115}{45}\right) = \\ &= 1 - F_U(1.888889) = 1 - 0.97055 = 0.02945. \end{aligned}$$

Stoletno vodo y_{100} določimo z naslednjo enačbo

$$\begin{aligned} 0.99 &= F_Y(y_{100}) = F_U\left(\frac{y_{100} - 115}{45}\right) \quad \longrightarrow \quad \frac{y_{100} - 115}{45} = 2.32634 \quad \longrightarrow \\ \longrightarrow \quad y_{100} &= 45 \cdot 2.32634 + 115 = 219.685 \text{ m}^3/\text{s}. \end{aligned}$$

- Pri logaritemsko normalni porazdelitvi moramo najprej določiti parametra porazdelitve \tilde{m}_Y in $\sigma_{\ln Y}$ po enačbah (7.47)

$$\sigma_{\ln Y}^2 = \ln\left(\frac{\sigma_Y^2}{m_Y^2} + 1\right) = \ln\left(\frac{45^2}{115^2} + 1\right) = 0.14247,$$

$$\tilde{m}_Y = m_Y e^{-\frac{1}{2}\sigma_{\ln Y}^2} = 115 e^{-\frac{0.14247}{2}} = 107.093.$$

Sedaj lahko izračunamo verjetnost, da je Y večji od 200

$$\begin{aligned} P[Y > 200] &= 1 - F_Y(200) = 1 - F_U\left(\frac{\ln 200 - \ln 107.093}{0.37745}\right) = \\ &= 1 - F_U(1.65483) = 1 - 0.9510 = 0.0490. \end{aligned}$$

Stoletno vodo izračunamo z naslednjo enačbo

$$\begin{aligned} 0.99 &= F_Y(y_{100}) = F_U\left(\frac{\ln y_{100} - \ln 107.093}{0.37745}\right) \longrightarrow \\ \longrightarrow \quad &\frac{\ln y_{100} - \ln 107.093}{0.37745} = 2.32634 \longrightarrow \\ \longrightarrow \quad &y_{100} = 107.093 \cdot e^{0.37745 \cdot 2.32634} = 257.70 \text{ m}^3/\text{s}. \end{aligned}$$

Verjetnost $P[Y > 200]$ in vrednost stoletne vode y_{100} lahko s programom EXCEL izračunamo z ukazoma za logaritemsko normalno porazdelitev

1-LOGNORMDIST(200; LN(107.093); 0.37745) in
LOGINV(0.99; LN(107.093); 0.37745).

Ugotovimo lahko, da je razlika med uporabo normalne in logaritemsko normalne porazdelitve zelo velika. Razlike so tem večje, čim večja je vrednost $\sigma_{\ln Y}$. Razlike so večje, če primerjamo rezultate na obeh repih porazdelitve, torej daleč od pričakovanih vrednosti oziroma median.

Primer 7.18: Določimo verjetnost porušitve p_f konstrukcije ob predpostavki, da sta slučajni spremenljivki S in T , ki predstavljata obtežbo in odpornost konstrukcije, neodvisni in logaritemsko normalno porazdeljeni! Naloga je podobna tisti, ki smo jo rešili v primeru 7.14. Upoštevajmo isti pričakovani vrednosti in standardni deviaciji, kot v primeru 7.14 ($m_S = 30$, $\sigma_S = 4$, $m_T = 50$, $\sigma_T = 3$).

Rešitev: Določimo najprej parametre logaritemsko normalno porazdeljenih slučajnih spremenljivk S in T

$$\sigma_{\ln S}^2 = \ln\left(\frac{\sigma_S^2}{m_S^2} + 1\right) = \ln\left(\frac{4^2}{30^2} + 1\right) = 0.01762,$$

$$\tilde{m}_S = m_S e^{-\frac{1}{2}\sigma_{\ln S}^2} = 30 e^{-\frac{0.01762}{2}} = 29.737,$$

$$\sigma_{\ln T}^2 = \ln\left(\frac{\sigma_T^2}{m_T^2} + 1\right) = \ln\left(\frac{3^2}{50^2} + 1\right) = 0.003594,$$

$$\tilde{m}_T = m_T e^{-\frac{1}{2}\sigma_{\ln T}^2} = 50 e^{-\frac{0.003594}{2}} = 49.910.$$

Verjetnost porušitve konstrukcije p_f lahko izračunamo z naslednjo enačbo

$$p_f = P[S > T] = P\left[\frac{T}{S} \leq 1\right].$$

Definirajmo slučajno spremenljivko $M = T/S$ in jo imenujemo **varnost konstrukcije**. Rečemo lahko, da je konstrukcija varna, če je slučajna spremenljivka M večja od ena. Ker sta S in T logaritemsko

normalno porazdeljeni slučajni spremenljivki, je tudi njun kvocijent porazdeljen logaritemsko normalno. Parametra porazdelitve izračunamo z naslednjo enačbo

$$\tilde{m}_M = \frac{\tilde{m}_T}{\tilde{m}_S} = 1.6784 \quad \text{in} \quad \sigma_{\ln M} = \sqrt{\sigma_{\ln T}^2 + \sigma_{\ln S}^2} = 0.14565$$

Verjetnost porušitve lahko izračunamo po naslednji enačbi

$$\begin{aligned} P[M \leq 1] &= P\left[\frac{\ln M - \ln \tilde{m}_M}{\sigma_{\ln M}} \leq \frac{\ln 1 - \ln 1.6784}{0.14565}\right] = \\ &= P[U \leq -3.555] = F_U(-3.555) = 0.0001888, \end{aligned}$$

kjer smo z U označili standardizirano normalno porazdeljeno slučajno spremenljivko. Indeks zanesljivosti je v tem primeru $\beta = 3.555$ in je nižji od vrednosti, ki smo ga v podobnem primeru 7.14 izračunali za normalno porazdeljeni slučajni spremenljivki T in S . Verjetnost porušitve p_f je zato večja, kot v primeru 7.14.

7.5 Porazdelitve ekstremnih vrednosti

V inženirstvu nas pogosto zanimajo le ekstremne vrednosti določenih spremenljivk. Na primer, konstrukcija se poruši zaradi najmočnejšega vetra. Zato nas pravzaprav zanima porazdelitev hitrosti najmočnejšega vetra in ne porazdelitev hitrosti vetra v poljubnem trenutku. Podobno velja za trdnost materiala: zanima nas porazdelitev najnižje vrednosti trdnosti materiala.

7.5.1 Ekstremna vrednost končno mnogo slučajnih spremenljivk

Določimo porazdelitev slučajne spremenljivke Y , ki je definirana kot največja izmed n začetnih slučajnih spremenljivk X_i , ki so medsebojno neodvisne in enako porazdeljene

$$Y = \max_i X_i.$$

Porazdelitvena funkcija $F_Y(y)$ je

$$F_Y(y) = P[Y \leq y] = P\left[\max_i X_i \leq y\right].$$

Če je največji izmed X_i manjši od y , potem velja, da so vsi X_i manjši od y

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= P[X_1 \leq y \cap X_2 \leq y \cap \dots \cap X_n \leq y] = \\ &= P[X_1 \leq y] \cdot P[X_2 \leq y] \cdots P[X_n \leq y] = \\ &= F_{X_1}(y) \cdot F_{X_2}(y) \cdots F_{X_n}(y) = \prod_{i=1}^n F_{X_i}(y) = \prod_{i=1}^n F_X(y) = F_X^n(y), \end{aligned} \tag{7.50}$$

kjer smo upoštevali, da so slučajne spremenljivke X_i neodvisne in enako porazdeljene. Na podoben način lahko izpeljemo tudi porazdelitveno funkcijo $F_Z(z)$ slučajne spremenljivke Z , ki predstavlja najmanjšo izmed začetnih slučajnih spremenljivk X_i

$$Z = \min_i X_i.$$

Porazdelitvena funkcija $F_Z(z)$ je

$$F_Z(z) = P[Z \leq z] = P\left[\min_i X_i \leq z\right] = 1 - P\left[\min_i X_i \geq z\right].$$

Če je najmanjši izmed X_i večji od z , so vsi X_i večji od z . Zato lahko zapišemo naslednjo enačbo

$$\begin{aligned} F_Z(z) &= 1 - P[X_1 \geq z \cap X_2 \geq z \cap \dots \cap X_n \geq z] = \\ &= 1 - P[X_1 \geq z] \cdot P[X_2 \geq z] \cdots P[X_n \geq z] = \\ &= 1 - (1 - F_{X_1}(z)) \cdot (1 - F_{X_2}(z)) \cdots (1 - F_{X_n}(z)) = \\ &= 1 - \prod_{i=1}^n (1 - F_{X_i}(z)) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - F_X(z)) = 1 - (1 - F_X(z))^n, \end{aligned} \quad (7.51)$$

kjer smo upoštevali, da so X_i medsebojno neodvisne in enako porazdeljene slučajne spremenljivke.

Gostoti verjetnosti slučajnih spremenljivk Y in Z določimo z odvajanjem porazdelitvenih funkcij v (7.50) in (7.51).

$$f_Y(y) = \frac{dF_Y(y)}{dy} = n F_X^{n-1}(y) f_X(y) \quad (7.52)$$

in

$$f_Z(z) = \frac{dF_Z(z)}{dz} = n (1 - F_X(z))^{n-1} f_X(z). \quad (7.53)$$

Primer 7.19: Določimo gostoti verjetnosti slučajnih spremenljivk Y in Z , ki predstavljata največjo oziroma najmanjšo izmed treh začetnih slučajnih spremenljivk X_i . Vzemimo, da se začetne slučajne spremenljivke X_i porazdeljujejo enakomerno od 0 do 1.

Rešitev: Porazdelitvena funkcija začetne slučajne spremenljivke X_i je

$$F_{X_i}(x) = F_X(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ x & 0 \leq x \leq 1 \\ 1 & 1 < x \end{cases}$$

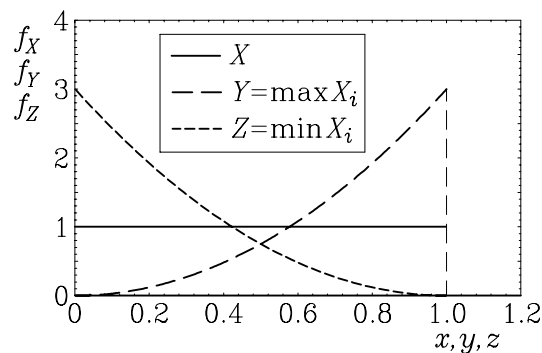
Gostoti verjetnosti slučajnih spremenljivk Y in Z določimo po enačbah (7.52) in (7.53)

$$f_Y(y) = n F_X^{n-1}(y) f_X(y) = \begin{cases} 0 & y < 0 \\ 3y^2 & 0 \leq y \leq 1 \\ 0 & 1 < y \end{cases}$$

oziroma

$$f_Z(z) = n(1 - F_X(z))^{n-1} f_X(z) = \begin{cases} 0 & z < 0 \\ 3(1 - z)^2 & 0 \leq z \leq 1 \\ 0 & 1 < z \end{cases}$$

Na sliki 7.19 prikazujemo gostoto verjetnosti enakomerne slučajne spremenljivke ter gostoti verjetnosti slučajnih spremenljivk Y in Z , ki predstavljata največjo oziroma najmanjšo vrednost izmed treh enakomerno porazdeljenih slučajnih spremenljivk X_i . Kot vidimo, porazdelitvi ekstremnih vrednosti nista simetrični, četudi je porazdelitev začetnih slučajnih spremenljivk X_i simetrična. Vidimo tudi, da lahko pri porazdelitvi maksimuma pričakujemo višje vrednosti slučajne spremenljivke kot pri začetni porazdelitvi. Obratno velja, da lahko pri porazdelitvi minimuma pričakujemo nižje vrednosti.



Slika 7.19: Gostota verjetnosti porazdelitve minimuma in maksimuma

7.5.2 Asimptotične porazdelitve ekstremnih vrednosti

V prejšnjem razdelku smo opisali, kako določimo porazdelitve ekstremnih vrednosti končno mnogo slučajnih spremenljivk. Sedaj pa nas zanimajo še asimptotične porazdelitve ekstremnih vrednosti, ko gre število spremenljivk X_i proti neskončnosti.

Centralni limitni izrek pove, da je vsota mnogih poljubnih enako porazdeljenih neodvisnih slučajnih spremenljivk porazdeljena normalno. Podobno velja, da je produkt mnogih poljubnih enako porazdeljenih neodvisnih slučajnih spremenljivk porazdeljen logaritemsko normalno. Pri porazdelitvah ekstremnih vrednosti je nekoliko drugače. Izkaže se, da so porazdelitve ekstremnih vrednosti odvisne od porazdelitve začetnih slučajnih spremenljivk. Na porazdelitev ekstremnih vrednosti vpliva predvsem oblika porazdelitve začetnih slučajnih spremenljivk na ustreznem repu porazdelitve. Na porazdelitev maksimuma vpliva porazdelitev začetnih slučajnih spremenljivk na **zgornjem repu**, to je pri velikih x , na porazdelitev minimuma pa porazdelitev začetnih slučajnih spremenljivk na **spodnjem repu** porazdelitve, to je pri majhnih x .

Ker oblika porazdelitve začetnih slučajnih spremenljivk X_i vpliva na porazdelitev ekstremnih vrednosti, ločimo tri uporabljene tipe porazdelitev ekstremnih vrednosti. Ne glede na porazdelitev začetnih

slučajnih spremenljivk je asimptotična porazdelitev ekstremnih vrednosti natanko ena izmed treh tipov porazdelitev ekstremnih vrednosti. Podrobnosti izpeljave vseh treh tipov porazdelitve lahko najdete v: [D. Zupan, G. Turk, Porazdelitve ekstremnih vrednosti](#).

7.5.3 Porazdelitev ekstremnih vrednosti tipa I

Porazdelitev ekstremnih vrednosti tipa I imenujemo tudi **Gumbelova porazdelitev**.¹⁴ Obravnavajmo najprej porazdelitev maksimuma. Če ima porazdelitvena funkcija $F_X(x)$ na zgornjem repu porazdelitve obliko

$$F_X(x) = 1 - e^{-g(x)},$$

kjer je $g(x)$ monoton naraščajoča funkcija, je porazdelitvena funkcija maksimuma slučajnih spremenljivk X_i , ko gre njihovo število proti neskončnosti, enaka

$$F_Y(y) = e^{-e^{-\alpha(y-u)}}, \quad -\infty < y < \infty. \quad (7.54)$$

Konstanti α in u sta parametra porazdelitve, ki sta odvisna od pričakovane vrednosti in variance slučajne spremenljivke Y . Gostoto verjetnosti te slučajne spremenljivke dobimo z odvajanjem porazdelitvene funkcije $F_Y(y)$ v enačbi (7.54)

$$f_Y(y) = \alpha e^{-\alpha(y-u)-e^{-\alpha(y-u)}}. \quad (7.55)$$

Pri reševanju nalog običajno potrebujemo zvezi med momentoma slučajne spremenljivke m_Y in σ_Y ter njenima parametroma u in α

$$m_Y = u + \frac{\gamma}{\alpha}, \quad \sigma_Y^2 = \frac{\pi^2}{6\alpha^2},$$

kjer je γ Eulerjeva¹⁵ konstanta ($\gamma \approx 0.577216$). Brez težav lahko določimo tudi obratni zvezi:

$$\alpha = \frac{\pi}{\sqrt{6}\sigma_Y}, \quad u = m_Y - \frac{\gamma}{\alpha}. \quad (7.56)$$

Na sliki 7.20 prikazujemo gostote verjetnosti za Gumbelovo porazdelitev maksimuma za nekaj različnih vrednosti parametrov α in u . Vidimo, da je razpršenost odvisna le od parametra α , medtem ko je pričakovana vrednost odvisna od obeh parametrov u in α . Koeficienta simetričnosti in sploščenosti, γ_{1Y} in γ_{2Y} , sta neodvisna od parametrov porazdelitve:

$$\gamma_{1Y} = 1.13955$$

in

$$\gamma_{2Y} = 5.4.$$

¹⁴ [Emil Julius Gumbel](#), nemško-ameriški matematik (1891-1966).

¹⁵ [Leonhard Euler](#), švicarski matematik (1707-1783).

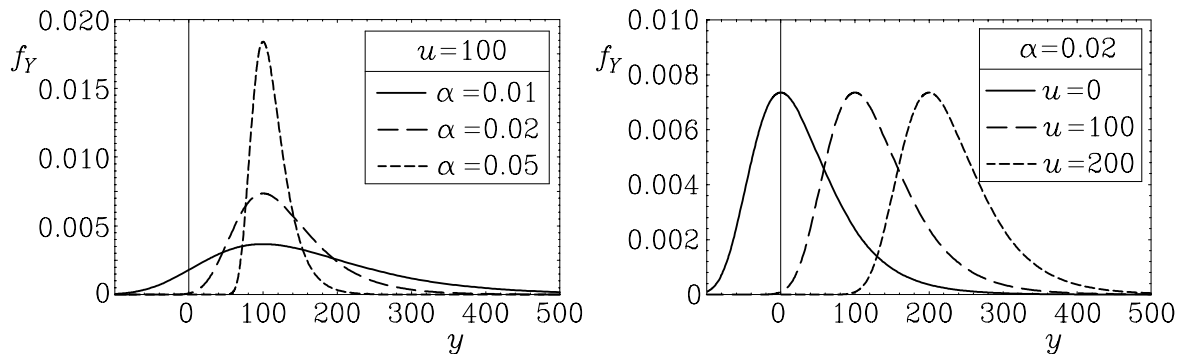
Porazdelitev je torej ne glede na parametre nesimetrična in bolj špičasta od normalne porazdelitve.

Če ima porazdelitvena funkcija na spodnjem repu porazdelitve obliko eksponentne funkcije

$$F_X(x) = e^{-g(x)},$$

je porazdelitvena funkcija minimuma slučajnih spremenljivk X_i , ko gre njihovo število proti neskončnosti, enaka

$$F_Z(z) = 1 - e^{-e^{\alpha(z-u)}}, \quad -\infty < z < \infty. \quad (7.57)$$



Slika 7.20: Gostota verjetnosti Gumbelove porazdelitve maksimuma

Gostoto verjetnosti določimo z odvajanjem porazdelitvene funkcije

$$f_Z(z) = \alpha e^{\alpha(z-u) - e^{\alpha(z-u)}}.$$

Zveze med parametroma porazdelitve α in u so podobne kot pri porazdelitvi maksimuma

$$m_Z = u - \frac{\gamma}{\alpha}, \quad \sigma_Z^2 = \frac{\pi^2}{6\alpha^2}$$

in obratno

$$\alpha = \frac{\pi}{\sqrt{6}\sigma_Z}, \quad u = m_Z + \frac{\gamma}{\alpha}. \quad (7.58)$$

Porazdelitev ekstremnih vrednosti tipa I oziroma Gumbelovo porazdelitev uporabljamo v hidrologiji in gradbeni konstruktivi. Za največji letni pretok nekega vodotoka pogosto predpostavimo, da se porazdeljuje po Gumbelovi porazdelitvi. To je pomembna predpostavka, saj na osnovi predpostavke o porazdelitvi in statističnih podatkov za neko relativno kratko obdobje določimo vrednost stoletnega pretoka, torej tistega pretoka, ki je v povprečju prekoračen le enkrat v 100 letih. Po Gumbelovi predpostavki se porazdeljujejo tudi nekatere obtežbe na konstrukcije ter trdnosti nekaterih materialov, kar moramo upoštevati pri določitvi zanesljivosti konstrukcij. Tudi pri tem je predpostavka o porazdelitvi zelo pomembna, saj močno vpliva na izračunano verjetnost porušitve konstrukcije.

Primer 7.20: Vzemimo, da je največji letni pretok vode v neki rečici slučajna spremenljivka Y , porazdeljena po Gumbelovi porazdelitvi. Upoštevajmo enake podatke, kot v primeru logaritemsko normalne porazdelitve (glej primer 7.17). Izračunajmo verjetnost, da bo v naslednjem letu vodni pretok večji od $200 \text{ m}^3/\text{s}$. Določimo tudi stoletno vodo.

Rešitev: Če sta oceni pričakovane vrednosti in standardne deviacije pravi, lahko iz enačb (7.56) izračunamo parametra porazdelitve u in α

$$\alpha = \frac{\pi}{\sqrt{6} \sigma_Y} = \frac{\pi}{\sqrt{6} \cdot 45} = 0.0285, \quad u = m_Y - \frac{\gamma}{\alpha} = 115 - \frac{0.57722}{0.028501} = 94.75.$$

Verjetnost, da bo največji vodni pretok v naslednjem letu večji od 200, izračunamo po enačbi (7.54):

$$P[Y > 200] = 1 - P[Y \leq 200] = 1 - F_Y(200) = 1 - e^{-e^{-\alpha(200-u)}} = 1 - 0.9514 = 0.0486.$$

Tudi vrednost stoletne vode y_{100} določimo iz enačbe (7.54), ki jo moramo v tem primeru invertirati:

$$\begin{aligned} P[Y > y_{100}] &= 1 - P[Y \leq y_{100}] = 1 - F_Y(y_{100}) = 1 - e^{-e^{-\alpha(y_{100}-u)}} = 0.01 \quad \longrightarrow \\ \longrightarrow y_{100} &= u - \frac{1}{\alpha} \ln(-\ln(0.99)) = 256.15 \text{ m}^3/\text{s} \end{aligned}$$

7.5.4 Porazdelitev ekstremnih vrednosti tipa II

Porazdelitev ekstremnih vrednosti tipa II imenujemo tudi **Fréchetova porazdelitev**.¹⁶ Obravnavajmo porazdelitev maksimuma. Če je porazdelitvena funkcija $F_X(x)$ enaka

$$F_X(x) = 1 - \beta \left(\frac{1}{x}\right)^k, \quad x > \beta^{\frac{1}{k}},$$

potem je porazdelitvena funkcija maksimuma slučajnih spremenljivk X_i , ko gre njihovo število proti neskončnosti, enaka

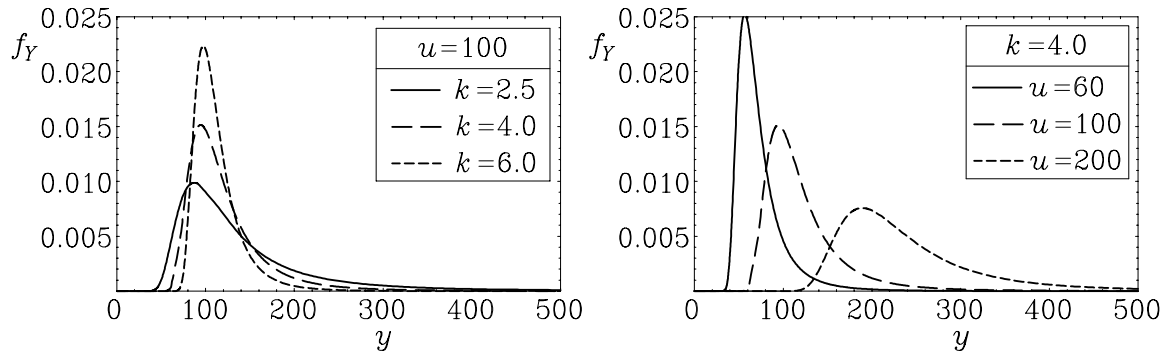
$$F_Y(y) = e^{-\left(\frac{u}{y}\right)^k}, \quad y > 0. \quad (7.59)$$

Konstanti k in u sta parametra porazdelitve, ki sta odvisna od pričakovane vrednosti in variance slučajne spremenljivke Y . Gostoto verjetnosti te slučajne spremenljivke dobimo z odvajanjem porazdelitvene funkcije $f_Y(y)$ po enačbi (7.59)

$$f_Y(y) = \frac{k}{u} \left(\frac{u}{y}\right)^{k+1} e^{-\left(\frac{u}{y}\right)^k}, \quad y > 0. \quad (7.60)$$

Na sliki 7.21 prikazujemo gostote verjetnosti za nekaj različnih vrednosti parametrov k in u . Iz slike vidimo, da pri tej porazdelitvi oba parametra vplivata na njeno pričakovano vrednost in razpršenost.

¹⁶ Maurice René Fréchet, francoski matematik (1878-1973).



Slika 7.21: Gostota verjetnosti Fréchetove porazdelitve maksimuma

Pri reševanju nalog potrebujemo zvezi med momentoma slučajne spremenljivke m_Y in σ_Y ter njenima parametroma u in k

$$m_Y = u \Gamma\left(1 - \frac{1}{k}\right), \quad k > 1, \quad \sigma_Y^2 = u^2 \left(\Gamma\left(1 - \frac{2}{k}\right) - \Gamma^2\left(1 - \frac{1}{k}\right)\right), \quad k > 2, \quad (7.61)$$

kjer je funkcija Γ taka, kot smo jo definirali v enačbi (7.25). Obratnih zvez ne moremo zapisati v zaključeni obliki, zato parametre te porazdelitve določimo numerično, kakor bomo pokazali tudi v računskem primeru. Pogoja, da je $k > 1$ oziroma $k > 2$ izvirata iz definicijskega območja funkcije Γ . Zaradi tega, varianca slučajne spremenljivke Y za $k \leq 2$ ne obstaja. Ker momenti višjega reda vključujejo člene, kot so $\Gamma(1 - 3/k)$, $\Gamma(1 - 4/k)$..., je pogoj za obstoj momenta r -tega reda, da je $k > r$.

Če ima začetna porazdelitev naslednjo obliko

$$F_X(x) = \beta \left(\frac{1}{x}\right)^k, \quad x < \beta^{\frac{1}{k}},$$

potem je porazdelitvena funkcija minimuma slučajnih spremenljivk X_i , ko gre njihovo število proti neskončnosti, enaka

$$F_Z(z) = 1 - e^{-\left(\frac{u}{z}\right)^k}, \quad z < 0. \quad (7.62)$$

Gostoto verjetnosti določimo z odvajanjem porazdelitvene funkcije

$$f_Z(z) = k \left(\frac{u}{z}\right)^{k+1} e^{-\left(\frac{u}{z}\right)^k}, \quad z < 0.$$

Zvezi med momentoma m_Z in σ_Z ter njenima parametroma u in k sta enaki, kot pri Fréchetovi porazdelitvi maksimuma (enačba (7.61))

$$m_Z = u \Gamma\left(1 - \frac{1}{k}\right), \quad k > 1, \quad \sigma_Z^2 = u^2 \left(\Gamma\left(1 - \frac{2}{k}\right) - \Gamma^2\left(1 - \frac{1}{k}\right)\right), \quad k > 2, \quad (7.63)$$

Uporaba Fréchetove porazdelitve je podobna kot pri [Gumbelovi porazdelitvi](#). Zato jo uporabimo pri obravnavanju hidroloških pojavov, nekaterih obtežb na konstrukcije in določenih karakteristik materialov

oziroma konstrukcij. Značilnost Fréchetove porazdelitve v primerjavi z Gumbelovo je, da gostota verjetnosti bistveno počasneje pada, zato je pogostnost pojava zelo velikih vrednosti glede na pričakovano vrednost, večja.

Primer 7.21: Rešimo isti problem, kot smo ga opisali v primeru 7.20, le da predpostavimo, da se največji letni pretok vode v neki rečici porazdeljuje po Fréchetovi porazdelitvi. Pričakovana vrednost in standardna deviacija oziroma njuni oceni naj bosta enaka kot v primeru 7.20. Izračunajmo verjetnost, da bo v naslednjem letu vodni pretok večji od $200 \text{ m}^3/\text{s}$. Določimo tudi 100-letno vodo; verjetnost, da bo 100-letna voda v naslednjem letu presežena, je enaka $1/100$.

Rešitev: Iz enačb (7.61) lahko izpeljemo naslednjo enačbo:

$$\left(\frac{\sigma_Y}{m_Y}\right)^2 = \frac{\Gamma\left(1 - \frac{2}{k}\right)}{\Gamma^2\left(1 - \frac{1}{k}\right)} - 1, \quad (7.64)$$

ki predstavlja nelinearno enačbo spremenljivke k . Enačbo rešimo numerično s programom MATHEMATICA,¹⁷ lahko pa tudi s programom Excel, pri čemer moramo funkcijo $\Gamma(x)$ zapisati kot $\exp(\text{gamma} \ln(x))$ in uporabiti orodje GOALSEEK. V našem primeru je rešitev enačbe enaka $k = 4.2389$. Iz enačbe (7.61) izračunamo tudi drugi parameter

$$u = \frac{m_Y}{\Gamma\left(1 - \frac{1}{k}\right)} = 95.269.$$

Verjetnost, da bo v naslednjem letu največja voda večja od $200 \text{ m}^3/\text{s}$, izračunamo po enačbi (7.59)

$$P[Y > 200] = 1 - P[Y \leq 200] = 1 - F_Y(200) = 1 - e^{-\left(\frac{u}{200}\right)^k} = 1 - 0.9578 = 0.0422.$$

Vrednost stoletne vode y_{100} določimo iz enačbe (7.59) z invertiranjem

$$\begin{aligned} P[Y > y_{100}] &= 1 - P[Y \leq y_{100}] = 1 - F_Y(y_{100}) = 1 - e^{-\left(\frac{u}{y_{100}}\right)^k} = 0.01 \quad \longrightarrow \\ \longrightarrow y_{100} &= u (-\ln(0.99))^{-\frac{1}{k}} = 282.00 \text{ m}^3/\text{s} \end{aligned}$$

Primer 7.22: Določite pričakovano vrednost, standardno deviacijo ter koeficient simetričnosti γ_{1Y} in sploščenosti γ_{2Y} za slučajno spremenljivko Y iz primera 7.21.

¹⁷ Iskanje rešitve enačbe (7.64), izvedeno s programom MATHEMATICA:

```
my = 115; Sy = 45; Vy = Sy/my;
k = kk /. FindRoot[Gamma[1-2/kk]/Gamma[1-1/kk]^2-1==Vy^2, {kk, 3}];
Print["k = ", k]
Print["u = ", u = my/Gamma[1-1/k]];
Print["P[Y>200] = ", P200 = 1-E^(-(u/200)^k)];
Print["y100 = ", y100 = u (-Log[0.99])^(-1/k)];

k = 4.2389
u = 95.2687
P[Y>200] = 0.0422089
y100 = 282.004
```

Rešitev: Pričakovano vrednost m_Y in standardno deviacijo σ_Y izračunamo z enačbo (7.61). S tem pravzaprav le preverimo, ali smo v primeru 7.21 pravilno izračunali parametra k in u .

$$m_Y = u \Gamma\left(1 - \frac{1}{k}\right) = 95.2687 \Gamma\left(1 - \frac{1}{4.2389}\right) = 115,$$

$$\sigma_Y = u \sqrt{\Gamma\left(1 - \frac{2}{k}\right) - \Gamma^2\left(1 - \frac{1}{k}\right)} = 95.2687 \sqrt{\Gamma\left(1 - \frac{2}{4.2389}\right) - \Gamma^2\left(1 - \frac{1}{4.2389}\right)} = 45.$$

Vidimo, da smo izračunali enake vrednosti, kot so podane v besedilu primera 7.21. Koefficienta simetričnosti in sploščenosti lahko izračunamo numerično s programom MATHEMATICA.¹⁸ Vidimo torej, da je koefficient simetričnosti enak $\gamma_{1Y} = 4.81979$, koefficient sploščenosti oziroma koefficient kurtosis pa je $\gamma_{2Y} = 214.803$, kar kaže na to, da je porazdelitev precej nesimetrična in zelo špičasta.

Izraze za koefficienta γ_{1Y} in γ_{2Y} lahko zapišemo tudi v analitični obliki. Pokažemo lahko (glej D. Zupan, G. Turk, Porazdelitve ekstremnih vrednosti), da je

$$E[Y^r] = u^r \Gamma\left(1 - \frac{r}{k}\right),$$

od koder lahko izračunamo centralne momente višjih redov po naslednjih enačbah:

$$\begin{aligned} \mu_Y^{(3)} &= E[(Y - m_Y)^3] = E[Y^3 - 3Y^2 m_Y + 3Y m_Y^2 - m_Y^3] = \\ &= E[Y^3] - 3E[Y^2] m_Y + 2m_Y^3 = \\ &= u^3 \left(\Gamma\left(1 - \frac{3}{k}\right) - 3\Gamma\left(1 - \frac{2}{k}\right) \Gamma\left(1 - \frac{1}{k}\right) + 2\Gamma^3\left(1 - \frac{1}{k}\right) \right), \\ \mu_Y^{(4)} &= E[(Y - m_Y)^4] = E[Y^4 - 4Y^3 m_Y + 6Y^2 m_Y^2 - 4Y m_Y^3 + m_Y^4] = \\ &= E[Y^4] - 4E[Y^3] m_Y + 6E[Y^2] m_Y^2 - 3m_Y^4 = \\ &= u^4 \left(\Gamma\left(1 - \frac{4}{k}\right) - 4\Gamma\left(1 - \frac{3}{k}\right) \Gamma\left(1 - \frac{1}{k}\right) + 6\Gamma\left(1 - \frac{2}{k}\right) \Gamma^2\left(1 - \frac{1}{k}\right) - 3\Gamma^4\left(1 - \frac{1}{k}\right) \right). \end{aligned}$$

Koefficienta simetričnosti in sploščenosti, γ_{1Y} in γ_{2Y} izračunamo po enačbah (6.8) in (6.9)

$$\gamma_{1Y} = \frac{\mu_Y^{(3)}}{\sigma_Y^3} = \frac{\Gamma\left(1 - \frac{3}{k}\right) - 3\Gamma\left(1 - \frac{2}{k}\right) \Gamma\left(1 - \frac{1}{k}\right) + 2\Gamma^3\left(1 - \frac{1}{k}\right)}{\left(\Gamma\left(1 - \frac{2}{k}\right) - \Gamma^2\left(1 - \frac{1}{k}\right)\right)^{\frac{3}{2}}}$$

$$\gamma_{2Y} = \frac{\mu_Y^{(4)}}{\sigma_Y^4} = \frac{\Gamma\left(1 - \frac{4}{k}\right) - 4\Gamma\left(1 - \frac{3}{k}\right) \Gamma\left(1 - \frac{1}{k}\right) + 6\Gamma\left(1 - \frac{2}{k}\right) \Gamma^2\left(1 - \frac{1}{k}\right) - 3\Gamma^4\left(1 - \frac{1}{k}\right)}{\left(\Gamma\left(1 - \frac{2}{k}\right) - \Gamma^2\left(1 - \frac{1}{k}\right)\right)^2}$$

¹⁸ Določitev momentov slučajne spremenljivke Y s programom MATHEMATICA:

```
FY[k_,u_,y_]:=E^(-(u/y)^k); fY[k_,u_,y_]:=D[FY[k,u,y],y];
k = 4.2389; u = 95.7476;
Print["my = ",my=N[Integrate[y fY[k,u,y],{y,0,Infinity}]]]
Print["sy = ",sy=N[Sqrt[Integrate[(y-my)^2 fY[k,u,y],{y,0,Infinity}]]]]
Print["gama1 = ",N[Integrate[(y-my)^3 fY[k,u,y],{y,0,Infinity}]]/sy^3]]
Print["gama2 = ",N[Integrate[(y-my)^4 fY[k,u,y],{y,0,Infinity}]]/sy^4]]

my = 115.
sy = 45.
gama1 = 4.81979
gama2 = 214.803
```

7.5.5 Porazdelitev ekstremnih vrednosti tipa III

Porazdelitev ekstremnih vrednosti tipa III imenujemo tudi **Weibullova porazdelitev**.¹⁹ Posebnost te porazdelitve je, da so tako porazdelitve začetnih slučajnih spremenljivk X_i , kot tudi asimptotične porazdelitve ekstremnih vrednosti omejene na tisti strani porazdelitve, ki jo obravnavamo. Porazdelitev začetne slučajne spremenljivke za porazdelitev maksimuma je zato navzgor omejena s pogojem $x < \omega$ in ima v bližini ω naslednjo obliko

$$F_X(x) = 1 - c(\omega - x)^k, \quad k > 0, \quad x < \omega.$$

Slučajna spremenljivka Y , ki predstavlja maksimum slučajnih spremenljivk X_i , v bližini ω porazdeljenih po zadnji enačbi, se v primeru, ko gre število slučajnih spremenljivk proti neskončnosti porazdeljuje po naslednji enačbi:

$$F_Y(y) = e^{-\left(\frac{\omega-y}{\omega-u}\right)^k}, \quad y < \omega. \quad (7.65)$$

Gostoto verjetnosti $f_Y(y)$ določimo z odvajanjem porazdelitvene funkcije (7.65)

$$f_Y(y) = \frac{k}{\omega - u} \left(\frac{\omega - y}{\omega - u}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{\omega-y}{\omega-u}\right)^k}, \quad y < \omega.$$

Na sliki 7.22 prikazujemo gostote verjetnosti za nekaj različnih vrednosti parametrov k , u in ω . Vidimo, da je vpliv parametrov k in ω na prvi pogled zelo podoben, medtem ko parameter u bolj kot druga dva vpliva na pričakovano vrednost slučajne spremenljivke Y .

Parametre porazdelitve u in k običajno določimo iz vzorca, medtem ko parameter ω določimo vnaprej. Včasih okoliščine natančno opredeljujejo parameter ω , s katerim je slučajna spremenljivka navzgor omejena. Na primer: če slučajna spremenljivka Y predstavlja nadmorsko višino vseh naših gora, bi morali kot zgornjo mejo vzeti nadmorsko višino Triglava, torej $\omega = 2864$ m. Drugič pa zgornje meje ne moremo določiti natančno in si jo izberemo. Za določitev parametrov u in k je dovolj, da poznamo dva momenta slučajne spremenljivke Y , običajno sta to pričakovana vrednost m_Y in standardna deviacija σ_Y . Zvezi med m_Y in σ_Y ter parametroma k in u sta

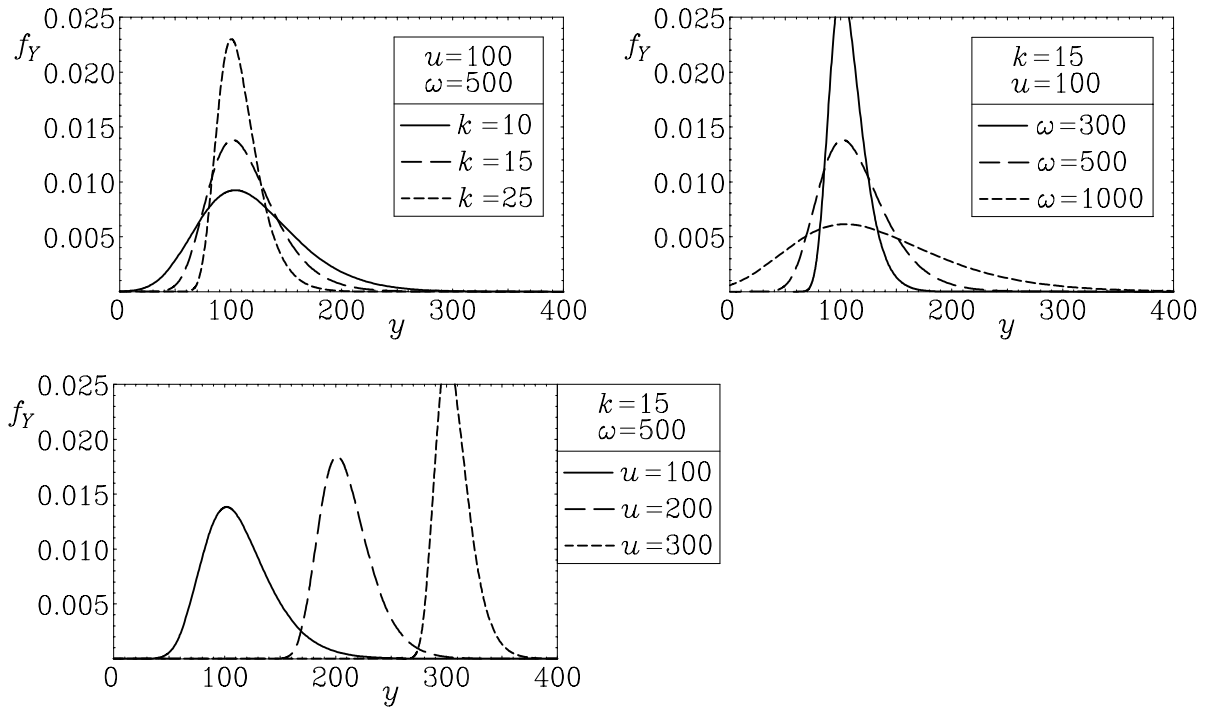
$$m_Y = \omega - (\omega - u) \Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right), \quad \sigma_Y^2 = (\omega - u)^2 \left(\Gamma\left(1 + \frac{2}{k}\right) - \Gamma^2\left(1 + \frac{1}{k}\right)\right), \quad (7.66)$$

obratne zveze v analitični obliki ne moremo zapisati, rešitev poiščemo z numeričnimi metodami, kakor bomo pokazali v računskem primeru.

Primer 7.23: Rešimo isti problem, kot smo ga opisali v primerih 7.20 in 7.21, le da predpostavimo, da se največji letni pretok vode v neki rečici porazdeljuje po Weibullovi porazdelitvi. Pričakovana vrednost in standardna deviacija oziroma njuni oceni naj bosta enaka kot v primeru 7.20 in 7.21, za parameter ω pa izberimo vrednost $500 \text{ m}^3/\text{s}$. Izračunajmo verjetnost, da bo v naslednjem letu vodni pretok večji od $200 \text{ m}^3/\text{s}$. Določimo tudi 100-letno vodo.

Zberimo rezultate računskih primerov 7.17, 7.20, 7.21 in tega primera ter primerjajmo rezultate. Narišimo še gostote verjetnosti za vse uporabljene porazdelitve v teh računskih primerih.

¹⁹ Ernest Hjalmar Wallodi Weibull, švedski fizik in matematik (1887–1979).



Slika 7.22: Gostota verjetnosti Weibullove porazdelitve maksimuma

Rešitev: Iz enačb (7.66) lahko izpeljemo naslednjo enačbo:

$$\left(\frac{\sigma_Y}{\omega - m_Y} \right)^2 = \frac{\Gamma\left(1 + \frac{2}{k}\right)}{\Gamma^2\left(1 + \frac{1}{k}\right)} - 1, \quad (7.67)$$

ki predstavlja nelinearno enačbo spremenljivke k . Enačbo rešimo numerično s programom MATHEMATICA.²⁰ Rešitev enačbe je $k = 10.311$. Iz enačbe (7.66) izračunamo tudi drugi parameter

$$u = \omega - \frac{\omega - m_Y}{\Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right)} = 95.831.$$

²⁰ Iskanje rešitve enačbe (7.67), izvedeno s programom MATHEMATICA:

```
my = 115; Sy = 45; w = 500; Vym = Sy/(w-my);
k = kk /. FindRoot[Gamma[1+2/kk]/Gamma[1+1/kk]^2-1==Vym^2, {kk, 5}];
Print["k = ", k];
Print["u = ", u = w-(w-my)/Gamma[1+1/k]];
Print["P[Y>200] = ", P200 = 1-E^-((w-200)/(w-u)^k) ];
Print["y100 = ", y100 = w-(w-u) (-Log[0.99])^(1/k)];

k = 10.3106
u = 95.8312
P[Y>200] = 0.045224
y100 = 241.298
```

Verjetnost, da bo v naslednjem letu največja voda večja od $200 \text{ m}^3/\text{s}$, izračunamo po enačbi (7.59)

$$P[Y > 200] = 1 - P[Y \leq 200] = 1 - F_Y(200) = 1 - e^{-\left(\frac{\omega-200}{\omega-u}\right)^k} = 1 - 0.9548 = 0.0452.$$

Vrednost stoletne vode y_{100} določimo iz enačbe (7.65) z invertiranjem

$$P[Y > y_{100}] = 1 - P[Y \leq y_{100}] = 1 - F_Y(y_{100}) = 1 - e^{-\left(\frac{\omega-y_{100}}{\omega-u}\right)^k} = 0.01 \quad \longrightarrow$$

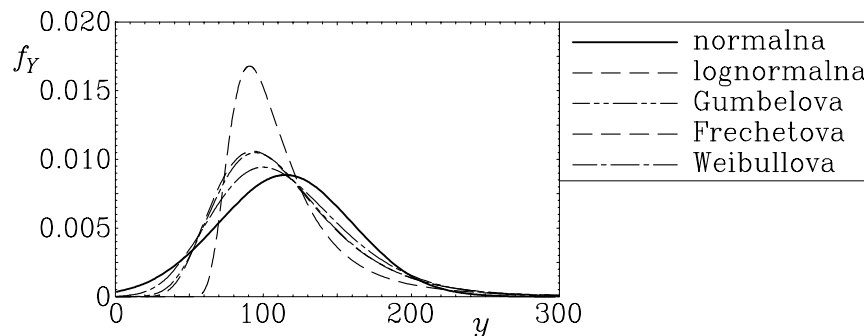
$$\longrightarrow y_{100} = \omega - (\omega - u) (-\ln(0.99))^{\frac{1}{k}} = 241.30 \text{ m}^3/\text{s}$$

V preglednici 7.2 prikazujemo rezultate računskih primerov 7.17, 7.20, 7.21 in 7.23. Vidimo lahko, da najbolj izstopata rezultata za normalno porazdelitev, ki je bistveno nižja od drugih, in rezultati za Fréchetovo porazdelitev, ki je bistveno višja od drugih. Vrednosti za druge tri porazdelitve so zelo podobne. Omenimo lahko še, da na vrednosti, dobljene za Weibullovo porazdelitev, močno vpliva izbira parametra ω . Če bi izbrali bistveno višjo vrednost, se rezultati približajo rezultatom Gumbelove porazdelitve (na primer, za $\omega = 10000$ dobimo $P[Y > 200] = 0.0485$ in $y_{100} = 255.61$).

Preglednica 7.2: Izračun verjetnosti $P[Y \geq 200]$ in stoletne vode y_{100}

porazdelitev	$P[Y \geq 200]$	y_{100}
normalna	0.0295	219.69
logaritemsko normalna	0.0490	257.70
Gumbelova	0.0486	256.15
Fréchetova	0.0422	282.00
Weibullova	0.0452	241.30

Na sliki 7.23 prikazujemo gostote verjetnosti za vse obravnavane porazdelitve. Vidimo lahko, da ponovno najbolj izstopata normalna in Fréchetova porazdelitev, druge tri pa so si zelo podobne.



Slika 7.23: Gostota verjetnosti različnih porazdelitev

Obravnavajmo sedaj še Weibullovo porazdelitev minimuma. V tem primeru so tako začetne porazdelitve X_i kot tudi asimptotična porazdelitev ekstremnih vrednosti navzdol omejene s pogojem $\varepsilon < x$. V bližini

ε ima porazdelitev začetnih slučajnih spremenljivk naslednjo obliko

$$F_X(x) = c(x - \varepsilon)^k \quad k > 0, \quad x > \varepsilon.$$

Slučajna spremenljivka Z , ki predstavlja minimum slučajnih spremenljivk X_i , ko gre njihovo število proti neskončnosti in so v okolici ε porazdeljeni po zgornji enačbi, se porazdeljuje takole:

$$F_Z(z) = 1 - e^{-\left(\frac{z-\varepsilon}{u-\varepsilon}\right)^k}, \quad z > \varepsilon, \quad (7.68)$$

njena gostota verjetnosti pa je

$$f_Z(z) = \frac{k}{u - \varepsilon} \left(\frac{z - \varepsilon}{u - \varepsilon}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{z-\varepsilon}{u-\varepsilon}\right)^k}, \quad z > \varepsilon,$$

Zvezi med momentoma m_Z in σ_Z slučajne spremenljivke Z in njenima parametroma u in k sta

$$m_Z = \varepsilon + (u - \varepsilon) \Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right), \quad \sigma_Z^2 = (u - \varepsilon)^2 \left(\Gamma\left(1 + \frac{2}{k}\right) - \Gamma^2\left(1 + \frac{1}{k}\right)\right). \quad (7.69)$$

Obratnih zvez ne moremo zapisati v zaključeni analitični obliki, vendar k in u za znane m_Z in σ_Z lahko izračunamo numerično na podoben način, kot smo to naredili v primerih 7.21 in 7.23. Vrednost ε običajno določimo vnaprej, glede na lastnosti slučajne spremenljivke, ki jo obravnavamo. Zelo značilno je, da predpostavimo $\varepsilon = 0$ za količine, ki ne morejo biti negativne: trdnost materiala, količina padavin...

7.6 Druge porazdelitve

Poleg porazdelitev, ki smo jih spoznali v tem poglavju, obstaja še cela vrsta porazdelitev, uporabljenih pri različnih aplikacijah. Omenimo samo nekaj najpogostejše uporabljenih:

- **Porazdelitev χ^2** uporabljamo pri statistiki (območja zaupanja in preverjanje domnev);
- **Studentovo porazdelitev** ali **porazdelitev t** uporabljamo pri statistiki (območja zaupanja in preverjanje domnev);
- **Porazdelitev F** uporabljamo pri statistiki (območja zaupanja in preverjanje domnev);
- **Hipergeometrična porazdelitev** je pogosto uporabljena diskretna porazdelitev s podobnim pomenom kot binomska porazdelitev;
- **Cauchyjeva porazdelitev, logistična porazdelitev, dvojna eksponentna porazdelitev, porazdelitev β , von Misesova porazdelitev** in mnoge druge.

8 Vzorčenje

Do sedaj smo obravnavali slučajne spremenljivke in njihove porazdelitve in ob tem predpostavili, da lastnosti slučajne spremenljivke oziroma parametre njihovih porazdelitev povsem poznamo. Razen v nekaterih preprostih primerih parametrov porazdelitev slučajnih spremenljivk ne poznamo. Njihovo oceno lahko določimo z analizo vzorca. Podajmo nekaj osnovnih pojmov statističnih metod:

- **Populacija** zajema vse rezultate poskusov oziroma opazovanj pri obravnavanemu problemu. Populacija v statistiki ima torej precej širši pojem od tistega, ki smo ga sicer navajeni: pomeni lahko skupino ljudi, lahko pa tudi izid meta kocke, rezultat testiranja betonske kocke, število vozil, ki v nekem časovnem intervalu prevozijo opazovano križišče, izmera dolžine med dvema točkama, letna količina padavin v nekem kraju... Velikost populacije, ki je lahko končna ali neskončna, označimo z N . Populacija Slovencev je primer končne populacije, rezultati testiranja betonske kocke pa predstavljajo neskončno populacijo.
- **Vzorec** je tisti del populacije, iz katerega sklepamo na lastnosti populacije. Velikost vzorca označimo z n .
- S **parametrom** populacije opišemo njeno lastnost. Parametri so lahko pričakovana vrednost, varianca, določen parameter porazdelitve, po kateri se obravnavana populacija porazdeljuje. Pomembno je, da se zavedamo, da parameter populacije ni slučajna spremenljivka, ampak neznana deterministična količina.
- **Element vzorca ali populacije** X_i predstavlja posamezni rezultat poskusa oziroma opazovanja. Običajno predpostavimo, da so elementi vzorca enako porazdeljene in medsebojno neodvisne slučajne spremenljivke. To pomeni, da so tudi pričakovane vrednosti in variance vseh slučajnih spremenljivk X_i enake

$$m_{X_i} = m_X \quad \text{in} \quad \sigma_{X_i}^2 = \sigma_X^2. \quad (8.1)$$

- **Statistika** je količina, ki jo določimo iz vzorca. Na osnovi statistik določamo **točkovne** ali **intervalne ocene** parametrov populacije in sklepamo v primeru **preizkušanja domnev (testiranja hipotez)**. Osnovne statistike so: povprečje vzorca \bar{X} , varianca vzorca S_X^2 , najmanjše in največje vrednosti vzorca (X_{min} in X_{max})... Statistika je slučajna spremenljivka, saj iz različnih vzorcev iste populacije dobimo različne vrednosti statistik.

Vzorčenje je proces, s katerim pripravimo vzorec. Vprašamo se lahko, zakaj moramo vzorčiti, saj bi bilo načeloma vedno boljše parametre populacije določiti tako, da bi pregledali celotno populacijo. Razlogov je več:

- Populacija je lahko neskončno velika, v tem primeru je v celoti ne moremo pregledati. Primer: meritev natezne trdnosti jeklenih palic.
- Populacija je zelo velika, pregled celotne populacije bi lahko bil zelo dolgotrajen ali predrag. Primer: populacija ljudi na Zemlji.
- Poskus oziroma opazovanje lahko vpliva ali pa spremeni element vzorca. Primer: v tovarni vozil za testiranje vpliva trkov izberejo manjše število vozil, ki jih med poskusom bolj ali manj poškodujejo.
- Nekateri elementi populacije so lahko povsem nedosegljivi. Primer: količina padavin na vrhu Mount Everesta v letu 1910. Drugi primer: količina padavin v Ljubljani leta 2111.
- V primeru, da se odločimo za pregled celotne populacije, je to pregledovanje lahko zelo dolgotrajno ali pa moramo v to vključiti veliko število izvajalcev pregledovanja. Zaradi tega lahko pride do relativno velikih napak, ki jih izvajalci pregledovanja storijo. Zato je pogosto boljše, da natančno opravimo pregled na relativno majhnem vzorcu, kot pa da površno pregledamo celotno populacijo.

Ločimo dva načina vzorčenja glede na to, ali elemente populacije po vsakem poskusu vrnemo v populacijo ali ne. Pri vzorčenju z vračanjem mora veljati, da poskus ne spremeni elementa. V tem primeru upoštevamo, da je populacija neskončno velika. Pri vzorčenju brez vračanja moramo pri končno velikih populacijah velikost populacije upoštevati. V primeru vzorčenja brez vračanja, so poskusi lahko tudi taki, da elemente populacije spremenijo ali celo uničijo.

Z vzorčenjem želimo dobiti vzorec, ki bi bil nepristranski, čimbolj natančen in čim cenejši. Prvi dve lastnosti se izključujeta z zadnjo, saj je večji (in zato tudi dražji) vzorec običajno tudi bolj natančen in bolj nepristranski. Poznamo več načinov vzorčenja:

- Povsem slučajno vzorčenje je najpreprostejše in glede nepristranskosti tudi najboljše vzorčenje. Slaba stran takega vzorčenja je, da za določeno stopnjo natančnosti potrebujemo relativno velike vzorce.
- Pri vzorčenju po skupinah pazimo, da so v vzorcu določene skupine elementov zastopane v takih razmerjih, kot veljajo za populacijo. Primer: pri anketiranju običajno pazimo, da razmerje med moškimi in ženskami enako razmerju v populaciji, ki jo obravnavamo, pazimo lahko tudi na starostno strukturo in strukturo izobrazbe. Na ta način dobimo nepristranski vzorec že z relativno manjšo velikostjo vzorca.
- Pri vzorčenju po blokkih si povsem slučajno izberemo manjša področja, ki predstavljajo dele vzorca, ki jih združimo v en vzorec. Primer: pri opazovanju velikega polja si ne moremo privoščiti, da bi ga v celoti natančno pregledali. Zato si slučajno izberemo manjše parcele, na katerih lahko izvršimo opazovanja. Običajno pazimo, da vse parcele niso na robu ali v sredini polja.

- Subjektivnega vzorčenja, kjer o izbiri elementov vzorca odloča “strokovnjak”, pri statističnih analizah ne smemo uporabiti. Primer pristranskega, nenatančnega vzorca: Pri anketiranju, s katerim želimo ugotoviti javno mnenje o delovanju slovenske vlade, anketirance izbere predstavnik Vlade Slovenije.

8.1 Lastnosti osnovnih statistik

Omenili smo že, da so statistike slučajne spremenljivke. V nadaljevanju določimo pričakovano vrednost in varianco povprečja ($E[\bar{X}]$ in $\text{var}[\bar{X}]$) ter pričakovano vrednost in varianco variance vzorca ($E[S_X^2]$ in $\text{var}[S_X^2]$).

8.1.1 Povprečje vzorca

Povprečje vzorca \bar{X} definiramo z naslednjo enačbo

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i. \quad (8.2)$$

Pričakovano vrednost povprečja vzorca določimo ob upoštevanju lastnosti pričakovane vrednosti vsote slučajnih spremenljivk (enačba (6.28)) in enačbe (8.1)

$$E[\bar{X}] = E\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[X_i] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[X] = \frac{n}{n} E[X] = E[X]. \quad (8.3)$$

Dobljena enačba je pomembna, saj nam pove, da je povprečje vzorca **nepriistranska ocena** pričakovane vrednosti populacije.

Določimo še varianco povprečja vzorca

$$\text{var}[\bar{X}] = \text{var}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \text{var}[X_i] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \text{var}[X] = \frac{n}{n^2} \text{var}[X] = \frac{\text{var}[X]}{n}, \quad (8.4)$$

ki nam pove, da se varianca povprečja, ki predstavlja oceno pričakovane vrednosti populacije zmanjšuje z večanjem vzorca. Ko gre n proti neskončnosti, gre varianca povprečja proti nič, kar pomeni, da je pričakovana vrednost populacije m_X točno določena. V enačbi (8.4) smo predpostavili, da je velikost populacije neskončna oziroma, da vzorčimo z vračanjem. V primeru, da je populacija končno velika in vzorčimo z vračanjem, moramo enačbo (8.4) nekoliko spremeniti

$$\text{var}[\bar{X}] = \frac{\text{var}[X]}{n} \frac{N-n}{N-1}. \quad (8.5)$$

Limita zadnje enačbe, ko gre $N \rightarrow \infty$, je enačba (8.4). Poleg tega iz enačbe (8.5) sledi, da je v primeru, da je $N = n$, varianca povprečja enaka nič. To je logičen rezultat, saj v primeru, da je $N = n$, v vzorec

vključimo celotno populacijo in je torej tudi povprečje tega vzorca enako pričakovani vrednosti populacije.

Pri statističnih analizah je zelo pomembno poznati porazdelitve uporabljenih statistik. Iz enačbe (8.2) vidimo, da je povprečje vzorca vsota enako porazdeljenih in neodvisnih slučajnih spremenljivk X_i deljeno z velikostjo vzorca n . Pogosto predpostavimo, da so slučajne spremenljivke X_i porazdeljene normalno, v tem primeru je tudi porazdelitev povprečja \bar{X} normalna. Ne glede na porazdelitev slučajnih spremenljivk X_i po **centralnem limitnem izreku** velja, da ko gre n proti neskončnosti, gre porazdelitev \bar{X} proti normalni porazdelitvi. Pri praktični uporabi pogosto predpostavimo, da je povprečje \bar{X} porazdeljeno normalno, tudi če slučajne spremenljivke X_i niso porazdeljene normalno in je n le zmerno velik, na primer $n > 30$. Napaka, ki jo pri tem storimo je odvisna predvsem od porazdelitve X_i , pri nesimetričnih porazdelitvah je napaka običajno večja kot pri simetričnih.

8.1.2 Varianca vzorca

Varianco vzorca definiramo z enačbo

$$S_X^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2. \quad (8.6)$$

Pričakovano vrednost te statistike določimo podobno kot pričakovano vrednost povprečja vzorca:

$$E[S_X^2] = E\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2\right] = E\left[\frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - \sum_{i=1}^n 2\bar{X}X_i + \sum_{i=1}^n \bar{X}^2\right)\right]. \quad (8.7)$$

Sedaj pokažimo, da je vsota produkta $\bar{X}X_i$ enaka vsoti \bar{X}^2

$$\sum_{i=1}^n \bar{X}X_i = \bar{X} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}n\bar{X} = \sum_{i=1}^n \bar{X}^2$$

in to upoštevamo v enačbi (8.7):

$$E[S_X^2] = E\left[\frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - 2\sum_{i=1}^n \bar{X}^2 + \sum_{i=1}^n \bar{X}^2\right)\right] = E\left[\frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - \sum_{i=1}^n \bar{X}^2\right)\right].$$

Ob upoštevanju enačb (6.28) in (8.1) lahko zapišemo

$$E[S_X^2] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[X_i^2] - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[\bar{X}^2] = \frac{n}{n} E[X^2] - \frac{n}{n} E[\bar{X}^2] = E[X^2] - E[\bar{X}^2]. \quad (8.8)$$

Na desni strani te enačbe lahko odštejemo $E[X^2]$ in prištejemo $E[\bar{X}]^2$, kar zaradi enakosti (8.3) enačbe (8.8) ne pokvari. Nazadnje uporabimo še enačbo (6.15), s katero $E[S_X^2]$ izrazimo z variancami $\text{var}[X]$ in $\text{var}[\bar{X}]$, in enačbo (8.4)

$$E[S_X^2] = E[X^2] - E[X]^2 - \left(E[\bar{X}^2] - E[\bar{X}]^2\right) = \text{var}[X] - \text{var}[\bar{X}] = \text{var}[X] - \frac{\text{var}[X]}{n}.$$

Pričakovana vrednost variance vzorca je torej

$$E[S_X^2] = \frac{n-1}{n} \text{var}[X] = \frac{n-1}{n} \sigma_X^2. \quad (8.9)$$

Ta enačba nam pove, da je varianca vzorca S_X^2 pristranska ocena variance σ_X^2 slučajne spremenljivke X oziroma populacije. Pričakovana vrednost variance vzorca je namreč nekoliko nižja od variance populacije. Razlog za to, da varianca vzorca S_X^2 podceni varianco populacije je v tem, da smo v enačbi (8.6) računali razlike med elementi vzorca in povprečjem vzorca, ki je bilo izračunano iz istega vzorca in predstavlja oceno pričakovane vrednosti m_X populacije. Zaradi tega so razlike v povprečju manjše, kot bi bile, če bi računali razlike glede na pravo pričakovano vrednost m_X .

Iz enačbe (8.9) sledi, da je nepristranska ocena variance σ_X^2 slučajne spremenljivke X enaka

$$S_X^{*2} = \frac{n}{n-1} S_X^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2, \quad (8.10)$$

saj je

$$E[S_X^{*2}] = \frac{n}{n-1} E[S_X^2] = \text{var}[X] = \sigma_X^2.$$

Enačba (8.9) velja za neskončno veliko populacijo oziroma za vzorčenje z vračanjem. V primeru končno velike populacije pa moramo pri računu pričakovane vrednosti variance vzorca upoštevati enačbo (8.5)

$$E[S_X^2] = \text{var}[X] - \text{var}[\bar{X}] = \text{var}[X] - \frac{\text{var}[X]}{n} \frac{N-n}{N-1} = \text{var}[X] \frac{n-1}{n} \frac{N}{N-1} \quad (8.11)$$

in

$$E[S_X^{*2}] = \frac{n}{n-1} E[S_X^2] = \text{var}[X] \frac{N}{N-1}. \quad (8.12)$$

Zadnji dve enačbi povesta, da je v primeru končno velike populacije tudi statistika S_X^{*2} pristranska. V tem primeru bi si morali izbrati novo statistiko S_X^{**2} , ki je nepristranska tudi v primeru končne populacije

$$S_X^{**2} = \frac{N-1}{N} S_X^{*2} = \frac{N-1}{N} \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2.$$

Zanimivo je tudi preveriti, kaj se zgodi v primeru, da je $n = N$, torej ko je v vzorec vključena celotna populacija. Vidimo lahko, da v tem primeru statistiki S_X^2 in S_X^{**2} sovpadata

$$S_X^2 = S_X^{**2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \text{var}[X] = \sigma_X^2.$$

V primeru neskončno velikega vzorca, ko gre $n = N$ proti neskončnosti, statistiki S_X^2 in S_X^{**2} limitirata proti S_X^{*2} iz enačbe (8.10).

Brez izpeljave zapišimo varianci statistik S_X^2 in S_X^{*2} za neskončno velike populacije:

$$\text{var}[S_X^2] = \sigma_X^4 \frac{2(n-1)}{n^2} \quad \text{in} \quad \text{var}[S_X^{*2}] = \sigma_X^4 \frac{2}{n-1}.$$

Kot zanimivost lahko še poudarimo, da standardna deviacija vzorca S_X^* ni nepristranska ocena standardne deviacije populacije σ_X . Pričakovana vrednost standardne deviacije vzorca S_X^* je odvisna od tipa porazdelitve slučajne spremenljivke X . V primeru, da je porazdelitev normalna, je pričakovana vrednost standardne deviacije $E[S_X^*]$ enaka

$$E[S_X^*] = \frac{4n-4}{4n-3} \sigma_X.$$

9 Ocenjevanje parametrov

Slučajno spremenljivko X oziroma populacijo, ki jo ta predstavlja, v celoti opišemo z njeno porazdelitvijo. Vsaki porazdelitvi pripadajo določeni parametri, ki jih običajno ne poznamo. Na osnovi vzorca oziroma statistik, ki jih iz vzorca izračunamo, lahko parametre populacije ocenimo.

Ločimo dva tipa ocen: **točkovna ocena**, s katero oceno parametra podamo z eno samo vrednostjo, ter **intervalna ocena**, s katero podamo interval oziroma območje, za katerega lahko z določeno verjetnostjo trdimo, da vključuje parameter. Parameter označimo z a , njegovo točkovno oceno označimo z \hat{a} . Ocena \hat{a} je **nepristranska**, če velja, da je

$$E[\hat{a}] = a.$$

Intervalno oceno oziroma **interval zaupanja** podamo z naslednjo enačbo:

$$a \in [a_s, a_z] \quad \text{tako, da je} \quad P[a_s \leq a \leq a_z] = 1 - \alpha,$$

kjer $1 - \alpha$ predstavlja stopnjo zaupanja, s katerim izrečemo trditev, da parameter a leži v intervalu med a_s in a_z .

9.1 Točkovne ocene

Vzemimo, da želimo določiti točkovne ocene parametrov porazdelitve a_i , $i = 1, \dots, n_a$. Pri porazdelitvah, ki jih običajno uporabljamo, je število parametrov n_a enako ena (geometrijska, Poissonova, eksponentna...) ali dve (binomska, Pascalova, normalna...).

Tu bomo obravnavali dve metodi določanja točkovnih ocen parametrov porazdelitev: **metoda momentov** in **metoda največjega verjetja**. Pri prvi ocene parametrov določimo iz ocen prvih nekaj momentov slučajne spremenljivke: $\hat{m}_X = \bar{X}$, $\hat{\sigma}_X^2 = S_X^{*2}$. Pri drugi pa ocene parametrov določimo z uporabo verjetnostne funkcije pri diskretnih slučajnih spremenljivkah in gostoto verjetnosti pri zveznih slučajnih spremenljivkah.

9.1.1 Metoda momentov

Določiti želimo take ocene parametrov a_i , da bodo momenti slučajne spremenljivke izbrane porazdelitve enaki iz vzorca izračunanim ocenam teh momentov.

Že pri obravnavanju slučajnih spremenljivk v poglavju 7 smo pri vsaki porazdelitvi zapisali zvezo med parametri porazdelitve in njenimi momenti. Na primer: pri slučajni spremenljivki Y , ki je binomska porazdeljena s parametroma n_b in p sta pričakovana vrednost in varianca enaki: $m_Y = n_b p$ in $\sigma_Y^2 = n_b p (1 - p)$.

S to metodo običajno ocenjujemo parametre porazdelitev z enim ali dvema parametroma. Če je parameter le eden, potem za oceno \hat{a} parametra a uporabimo oceno pričakovane vrednosti $\hat{m}_X = \bar{X}$:

$$m_X = f(a) \rightarrow a = f^{-1}(m_X) \rightarrow \hat{a} = f^{-1}(\hat{m}_X) = f^{-1}(\bar{X}),$$

kjer $f^{-1}(\cdot)$ predstavlja inverzno zvezo funkcije $f(a)$. V splošnem je ta zveza nelinearna in moremo torej rešiti nelinearno enačbo.

Če sta parametra dva (a_1 in a_2), njuni oceni \hat{a}_1 in \hat{a}_2 določimo iz naslednjih enačb

$$\left. \begin{array}{l} m_X = f_1(a_1, a_2) \\ \sigma_X^2 = f_2(a_1, a_2) \end{array} \right\} \rightarrow \begin{array}{l} f_1(\hat{a}_1, \hat{a}_2) = \bar{X} \\ f_2(\hat{a}_1, \hat{a}_2) = S_X^{*2} \end{array},$$

kjer zadnji dve enačbi predstavljata sistem dveh, v splošnem nelinearnih, enačb za dve neznani oceni \hat{a}_1 in \hat{a}_2 .

Primer 9.1: Določimo oceno parametra slučajne spremenljivke X , če je porazdeljena:

- binomska s parametroma $n_b = 80$ in p – v tem primeru določamo le oceno parametra p ,
- eksponentno s parametrom λ .

Iz vzorca s 30 elementi smo izračunali oceno pričakovane vrednosti slučajne spremenljivke: $\bar{X} = 20$.

Rešitev: Pri obeh porazdelitvah opravimo enak postopek: določimo zvezo med pričakovano vrednostjo m_X in parametrom in namesto nje vstavimo njeno oceno \bar{X} :

- Binomska porazdelitev s parametroma $n_b = 80$ in p :**

V tem primeru določimo le oceno parametra \hat{p} :

$$m_X = n_b p \rightarrow p = \frac{m_X}{n_b} \rightarrow \hat{p} = \frac{\bar{X}}{n_b} = 0.25.$$

- Eksponentna porazdelitev s parametrom λ :**

Določamo oceno parametra $\hat{\lambda}$:

$$m_X = \frac{1}{\lambda} \rightarrow \lambda = \frac{1}{m_X} \rightarrow \hat{\lambda} = \frac{1}{\bar{X}} = 0.05. \quad (9.1)$$

Primer 9.2: Določimo oceni parametrov slučajne spremenljivke X , če je porazdeljena:

- enakomerno s parametroma a in b ,
- binomsko s parametroma n_b in p ,
- normalno s parametroma m_X in σ_X ,
- lognormalno s parametroma \tilde{m}_X in $\sigma_{\ln X}$,
- po Gumbelovi porazdelitvi s parametroma α in u .

Iz vzorca s 30 elementi smo izračunali oceni pričakovane vrednosti in standardnega odklona slučajne spremenljivke: $\bar{X} = 30$, $S_X^* = 5$.

Rešitev: Pri vseh porazdelitvah opravimo enak postopek: določimo zveze med momentoma in parametroma in namesto momentov vstavimo njuni oceni:

a) **Enakomerna porazdelitev:**

Iz sistema linearnih enačb

$$\begin{aligned} m_X &= \frac{a+b}{2} \\ \sigma_X &= \frac{b-a}{\sqrt{12}} \end{aligned}$$

lahko izračunamo zveze

$$\left. \begin{aligned} b &= m_X + \sqrt{3} \sigma_X \\ a &= m_X - \sqrt{3} \sigma_X \end{aligned} \right\} \longrightarrow \begin{aligned} \hat{b} &= \bar{X} + \sqrt{3} S_X^* = 38.66 \\ \hat{a} &= \bar{X} - \sqrt{3} S_X^* = 21.34 \end{aligned}$$

b) **Binomska porazdelitev s parametroma n_b in p :**

Iz sistema enačb

$$\begin{aligned} m_X &= n_b p \\ \sigma_X &= \sqrt{n_b p (1-p)} \end{aligned}$$

lahko izračunamo zveze

$$\left. \begin{aligned} p &= 1 - \frac{\sigma_X^2}{m_X} \\ n_b &= \frac{m_X}{p} \end{aligned} \right\} \longrightarrow \begin{aligned} \hat{p} &= 1 - \frac{S_X^{*2}}{\bar{X}} = 0.16667 \\ \hat{n}_b &= \frac{\bar{X}}{\hat{p}} = 180 \end{aligned} \quad (9.2)$$

c) **Normalna porazdelitev s parametroma m_X in σ_X :**

V tem primeru je določitev preprosta, saj velja, da je

$$\left. \begin{aligned} m_X &= m_X \\ \sigma_X &= \sigma_X \end{aligned} \right\} \longrightarrow \begin{aligned} \hat{m}_X &= \bar{X} = 30 \\ \hat{\sigma}_X &= S_X^* = 5 \end{aligned} \quad (9.3)$$

d) **Lognormalna porazdelitev s parametroma \tilde{m}_X in $\sigma_{\ln X}$:**

Zvezi med parametroma \tilde{m}_X in $\sigma_{\ln X}$ in momentoma m_X in σ_X smo že izpeljali, ko smo obravnavali lognormalno porazdelitev (enačba (7.47))

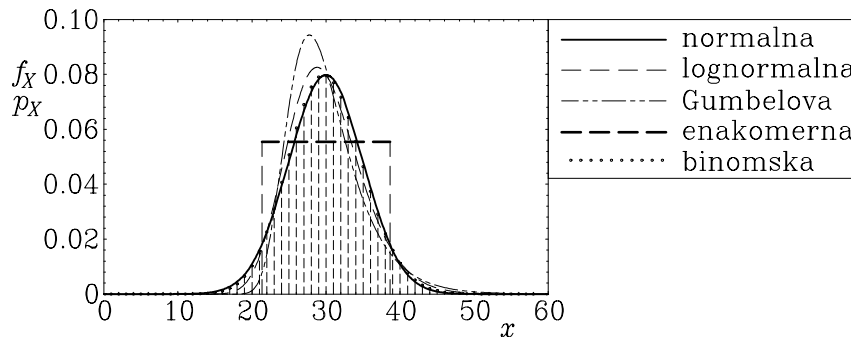
$$\left. \begin{aligned} \tilde{m}_X &= m_X e^{-\frac{1}{2}\sigma_{\ln X}^2}, \\ \sigma_{\ln X}^2 &= \ln \left(\frac{\sigma_X^2}{m_X^2} + 1 \right) \end{aligned} \right\} \longrightarrow \begin{aligned} \hat{m}_X &= \bar{X} e^{-\frac{1}{2}\hat{\sigma}_{\ln X}^2} = 29.59, \\ \hat{\sigma}_{\ln X}^2 &= \ln \left(\frac{S_X^{*2}}{\bar{X}^2} + 1 \right) = 0.02740. \end{aligned} \quad (9.4)$$

e) **Gumbelova porazdelitev s parametroma α in u :**

Zvezi med parametroma α in u in momentoma m_X in σ_X smo že izpeljali, ko smo obravnavali lognormalno porazdelitev (enačba (7.56))

$$\left. \begin{aligned} \alpha &= \frac{\pi}{\sqrt{6}\sigma_X}, \\ u &= m_X - \frac{\gamma}{\alpha} \end{aligned} \right\} \longrightarrow \begin{aligned} \hat{\alpha} &= \frac{\pi}{\sqrt{6}S_X^*} = 0.2565, \\ \hat{u} &= \bar{X} - \frac{\gamma}{\hat{\alpha}} = 27.75, \end{aligned}$$

kjer je γ Eulerjeva konstanta ($\gamma \approx 0.577216$).



Slika 9.1: Različne porazdelitve z $m_X = 30$ in $\sigma_X = 5$

9.1.2 Metoda največjega verjetja

Vzorec X_j , $j = 1, \dots, n$ je slučajen. Verjetnost, da se zgodi nek vzorec, je odvisna od porazdelitve slučajne spremenljivke in njenih parametrov a_i , $i = 1, \dots, n_a$. Določiti želimo take ocene parametrov \hat{a}_i , da bo verjetnost, da se je zgodil vzorec, ki ga imamo na voljo, največja.

Diskretne slučajne spremenljivke

Verjetnost, da slučajna spremenljivka X_j zavzame določeno vrednost, izračunamo z verjetnostno funkcijo

$$P[X_j = x_j] = p_X(x_j),$$

kjer smo upoštevali, da so vsi X_j enako porazdeljeni. Verjetnost, da slučajne spremenljivke X_j zavzamejo vrednosti x_j pa lahko zapišemo kot produkt verjetnostnih funkcij, saj predpostavimo, da so X_j medsebojno neodvisne – vrednost enega elementa vzorca ne vpliva na drugega:

$$\begin{aligned} P[X_1 = x_1 \cap X_2 = x_2 \cap \dots \cap X_n = x_n] &= \\ &= P[X_1 = x_1] P[X_2 = x_2] \cdots P[X_n = x_n] = \\ &= p_X(x_1) p_X(x_2) \cdots p_X(x_n) = \prod_{j=1}^n p_X(x_j). \end{aligned}$$

Sedaj lahko definiramo **funkcijo verjetja** $L(a_i)$ kot verjetnost, da se zgodi nek vzorec

$$L(a_i) = P[\text{vzorca}] = \prod_{j=1}^n p_X(x_j). \quad (9.5)$$

Ocene parametrov \hat{a}_i določimo z zahtevo, da ima funkcija $L(a_i)$ maksimum.

Podrobneje bomo to prikazali na preprostem primeru binomsko porazdeljene slučajne spremenljivke.

Primer 9.3: *Vzemimo, da imamo vzorec binomsko porazdeljene slučajne spremenljivke Y , za katero vemo, da je $n_b = 40$. Določiti moramo parameter p tako, da bo verjetnost, da se je tak vzorec zgodil, največja. Vzorec predstavljajo tri slučajne spremenljivke Y_j , ki so zavzele naslednje vrednosti: 5, 4 in 7. Velikost vzorca je torej enaka $n = 3$.*

Rešitev: Verjetnost, da se je določen vzorec zgodil, zapišemo v obliki funkcije $L(p)$:

$$L(p) = P[\text{vzorca}] = P[Y_1 = y_1] \cdot P[Y_2 = y_2] \cdot P[Y_3 = y_3],$$

saj predpostavimo, da so posamezni elementi vzorca medsebojno neodvisni. Za vse tri slučajne spremenljivke Y_i predpostavimo isto binomsko porazdelitev, zato lahko zapišemo:

$$\begin{aligned} L(p) &= \binom{n_b}{y_1} p^{y_1} (1-p)^{n_b-y_1} \binom{n_b}{y_2} p^{y_2} (1-p)^{n_b-y_2} \binom{n_b}{y_3} p^{y_3} (1-p)^{n_b-y_3} = \\ &= \binom{n_b}{y_1} \binom{n_b}{y_2} \binom{n_b}{y_3} p^{y_1+y_2+y_3} (1-p)^{3n_b-y_1-y_2-y_3}. \end{aligned} \quad (9.6)$$

Določiti želimo tak p , da je verjetnost vzorca $L(p) = P[\text{vzorca}]$ maksimalna, kar običajno naredimo tako, da postavimo pogoj, da je odvod $dL(p)/dp = 0$

$$\frac{dL(p)}{dp} = \frac{d}{dp} \left(\binom{n_b}{y_1} \binom{n_b}{y_2} \binom{n_b}{y_3} \hat{p}^{y_1+y_2+y_3} (1-\hat{p})^{3n_b-y_1-y_2-y_3} \right) = 0.$$

Če moramo določiti ekstrem funkcije, ki ima obliko produkta, to lažje opravimo tako, da enačbo logaritmiramo in nato odvajamo. V tem primeru logaritmiramo enačbo (9.6)

$$\ln L(p) = \ln \left(\binom{n_b}{y_1} \binom{n_b}{y_2} \binom{n_b}{y_3} \right) + (y_1 + y_2 + y_3) \ln p + (3n_b - y_1 - y_2 - y_3) \ln(1-p)$$

in po odvajanju dobimo

$$\begin{aligned} \frac{d \ln L(p)}{dp} &= \frac{y_1 + y_2 + y_3}{\hat{p}} - \frac{3n_b - y_1 - y_2 - y_3}{1 - \hat{p}} = 0 \quad \longrightarrow \\ \longrightarrow & \frac{(1 - \hat{p})(y_1 + y_2 + y_3) - \hat{p}(3n_b - y_1 - y_2 - y_3)}{\hat{p}(1 - \hat{p})} = 0 \quad \longrightarrow \\ \longrightarrow & (y_1 + y_2 + y_3) - 3\hat{p}n_b = 0 \quad \longrightarrow \quad \hat{p} = \frac{y_1 + y_2 + y_3}{3n_b} = \frac{\bar{Y}}{n_b} = \frac{5.333}{40} = 0.1333. \end{aligned}$$

Vidimo, da smo dobili enako enačbo kot pri metodi momentov (enačba (9.2)). Kot bomo videli v enem izmed naslednjih primerov, metoda največjega verjetja ne da vedno iste enačbe za račun ocene parametrov kot metoda momentov.

Zvezne slučajne spremenljivke

Pri zveznih slučajnih spremenljivkah je verjetnost, da se zgodi nek točno določen vzorec, enaka nič. Zato funkcijo verjetja $L(a_i)$ zapišemo v odvisnosti od gostote verjetnosti in rečemo, da moramo določiti take ocene \hat{a}_i , da bo gostota verjetnosti pri danih vrednostih vzorca največja

$$L(a_i) = \prod_{j=1}^n f_X(x_j). \quad (9.7)$$

Poiskati moramo take vrednosti a_i , da ima funkcija $L(a_i)$ maksimum.

Podrobneje bomo uporabo te metode prikazali na računskih primerih.

Primer 9.4: *Vzemimo, da imamo vzorec eksponentno porazdeljene slučajne spremenljivke T . Določimo enačbo za določitev ocene parametra $\hat{\lambda}$ po metodi največjega verjetja. Vzemimo, da je velikost vzorca enaka $n = 30$, povprečje vzorca pa je $\bar{T} = 20$.*

Rešitev: Funkcija verjetja je produkt

$$L(\lambda) = \prod_{j=1}^n \lambda e^{-\lambda t_j}.$$

Tudi v tem primeru bo izpeljava preprostejša če zgornjo enačbo logaritmiramo in nato odvajamo po parametru λ

$$\ln L(\lambda) = \sum_{j=1}^n (\ln \lambda - \lambda t_j) = n \ln \lambda - \lambda \sum_{j=1}^n t_j.$$

Če želimo določiti tako oceno parametra λ , da ima funkcija $L(\lambda)$ maksimum, zahtevamo, da je odvod $dL(\lambda)/d\lambda$ oziroma $d \ln(L(\lambda))/d\lambda$ enak nič

$$\frac{d \ln(L(\lambda))}{d\lambda} = 0 \quad \longrightarrow \quad \frac{n}{\lambda} - \sum_{j=1}^n t_j = 0 \quad \longrightarrow \quad \hat{\lambda} = \frac{n}{\sum_{j=1}^n t_j} = \frac{1}{\bar{T}} = \frac{1}{20} = 0.05.$$

Vidimo, da smo dobili enak rezultat kot pri metodi momentov (enačba (9.1)).

Primer 9.5: Določimo oceni parametrov slučajne spremenljivke X , če je porazdeljena po:

- normalno s parametroma m_X in σ_X ,
- lognormalno s parametroma \tilde{m}_X in $\sigma_{\ln X}$,
- po Gumbelovi porazdelitvi s parametroma α in u .

Vzorci 30 elementov za različne porazdelitve prikazujemo v naslednji preglednici:

Preglednica 9.1: Vzorec slučajnih spremenljivk

Normalna porazdelitev									
26.56	23.14	36.84	24.53	31.13	31.46	31.95	36.85	28.38	31.97
25.11	24.08	32.03	33.43	22.71	30.66	30.40	31.93	32.27	27.46
26.91	28.86	31.66	27.93	32.41	38.90	29.70	30.48	24.25	34.28
Lognormalna porazdelitev									
31.43	27.31	29.37	31.39	22.49	23.65	37.99	32.39	27.58	28.98
23.64	34.16	30.00	35.05	29.51	24.01	25.48	22.06	25.96	36.30
28.94	36.82	20.09	25.32	45.12	36.70	31.27	35.88	41.25	26.72
Gumbelova porazdelitev									
30.88	23.54	31.76	34.18	29.80	30.90	27.07	34.31	27.42	25.09
29.56	25.46	31.26	37.49	29.73	22.22	29.23	23.33	34.55	28.20
32.21	29.11	24.90	31.68	27.40	31.27	29.35	24.87	26.88	51.89

Rešitev: Funkcija verjetja so v tem primeru funkcije dveh spremenljivk, saj imajo vse tri obravnavane slučajne spremenljivke po dva parametra.

- Pri normalni porazdelitvi funkcijo verjetja $L(m_X, \sigma_X)$ zapišemo z naslednjo enačbo:

$$L(m_X, \sigma_X) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_X} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - m_X}{\sigma_X} \right)^2}. \quad (9.8)$$

Podobno kot v primeru 9.4, kjer smo obravnavali eksponentno porazdelitev, tudi tokrat nalogo lažje rešimo, če enačbo (9.8) logaritmiramo in jo nato odvajamo po parametrih m_X in σ_X

$$\begin{aligned} \ln L(m_X, \sigma_X) &= \sum_{i=1}^n \left(-\ln(2\pi) - \ln \sigma_X - \frac{1}{2} \left(\frac{x_i - m_X}{\sigma_X} \right)^2 \right) = \\ &= -n \ln(2\pi) - n \ln \sigma_X - \frac{1}{2\sigma_X^2} \sum_{i=1}^n (x_i - m_X)^2. \end{aligned}$$

Z odvajanjem po neznanih parametrih m_X in σ_X dobimo sistem dveh enačb

$$\begin{aligned} \frac{2}{2\hat{\sigma}_X^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{m}_X) &= 0 \\ -\frac{n}{\hat{\sigma}_X} + \frac{2}{2\hat{\sigma}_X^3} \sum_{i=1}^n (x_i - m_X)^2 &= 0. \end{aligned}$$

Enačbi preuredimo in dobimo obrazca za določitev ocen parametrov normalne porazdelitve \hat{m}_X in $\hat{\sigma}_X$ po metodi največjega verjetja

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{m}_X) &= 0 & \longrightarrow & \hat{m}_X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{X}, \\ -n + \frac{1}{\hat{\sigma}_X^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{m}_X)^2 &= 0 & \longrightarrow & \hat{\sigma}_X^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2 = S_X^2. \end{aligned}$$

Vidimo lahko, da smo za račun ocene pričakovane vrednosti dobili enako oceno kot po metodi momentov (enačba (9.3)), oceno variance $\hat{\sigma}_X$ pa določimo s statistiko S_X^2 in ne s S_X^{*2} kot pri metodi momentov. Ob upoštevanju podatkov v preglednici 9.1 dobimo po metodi momentov oceni $\hat{m}_X = 29.94$ in $\hat{\sigma}_X = 4.130$, medtem ko po metodi največjega verjetja dobimo $\hat{m}_X = 29.94$ in $\hat{\sigma}_X = 4.061$.

- Funkcijo $L(\tilde{m}_X, \sigma_{\ln X})$ za lognormalno porazdelitev zapišemo takole:

$$L(\tilde{m}_X, \sigma_{\ln X}) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi} x \sigma_{\ln X}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln x_i - \ln \tilde{m}_X}{\sigma_{\ln X}} \right)^2}. \quad (9.9)$$

Enačbo (9.9) logaritmiramo in jo nato odvajamo po parametrih \tilde{m}_X in $\sigma_{\ln X}$

$$\begin{aligned} \ln L(\tilde{m}_X, \sigma_{\ln X}) &= \sum_{i=1}^n \left(-\ln(2\pi) - \ln x_i - \ln \sigma_{\ln X} - \frac{1}{2} \left(\frac{\ln x_i - \ln \tilde{m}_X}{\sigma_{\ln X}} \right)^2 \right) = \\ &= -n \ln(2\pi) - \sum_{i=1}^n \ln x_i - n \ln \sigma_{\ln X} - \frac{1}{2\sigma_{\ln X}^2} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \ln \tilde{m}_X)^2. \end{aligned}$$

Z odvajanjem po neznanih parametrih \tilde{m}_X in $\sigma_{\ln X}$ dobimo sistem dveh enačb

$$\begin{aligned} \frac{2}{2\hat{\sigma}_{\ln X}^2} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \ln \hat{\tilde{m}}_X) \frac{1}{\hat{\tilde{m}}_X} &= 0 \\ -\frac{n}{\hat{\sigma}_{\ln X}} + \frac{2}{2\hat{\sigma}_{\ln X}^3} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \ln \hat{\tilde{m}}_X)^2 &= 0. \end{aligned}$$

Enačbi preuredimo in dobimo obrazca za določitev ocen parametrov lognormalne porazdelitve \hat{m}_X in $\hat{\sigma}_{\ln X}$ po metodi največjega verjetja

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \ln \hat{m}_X) &= 0 & \longrightarrow & \hat{m}_X = \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{1/n}, \\ -n + \frac{1}{\hat{\sigma}_X^2} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \ln \hat{m}_X)^2 &= 0 & \longrightarrow & \hat{\sigma}_{\ln X}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \ln \hat{m}_X)^2. \end{aligned}$$

Vidimo, da smo tokrat dobili drugačne enačbe kot pri metodi momentov (enačbi (9.4)). Po metodi momentov ob upoštevanju podatkov iz preglednice (9.1) dobimo oceni $\hat{m}_X = 29.643$ in $\hat{\sigma}_{\ln X} = 0.19775$, po metodi največjega verjetja pa dobimo nekoliko drugačni oceni $\hat{m}_X = 29.661$ in $\hat{\sigma}_{\ln X} = 0.19441$.

- Funkcijo $L(u, \alpha)$ za Gumbelovo porazdelitev zapišemo takole (glej enačbo (7.55)):

$$L(u, \alpha) = \prod_{i=1}^n \alpha e^{-\alpha(x_i - u)} - e^{-\alpha(x_i - u)} \quad (9.10)$$

Po logaritmiranju pa dobimo nekoliko drugačno obliko

$$\ln L(u, \alpha) = n \ln \alpha - \alpha \sum_{i=1}^n x_i + n \alpha u - \sum_{i=1}^n e^{-\alpha(x_i - u)} \quad (9.11)$$

Poiskati moramo maksimum funkcije $L(m_X, \sigma_X)$ po enačbi (9.10) oziroma $\ln L(u, \alpha)$ po enačbi (9.11). Če enačbo (9.11) odvajamo po parametrih α in u , dobimo dve nelinearni enačbi:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L}{\partial \alpha} = 0 & \rightarrow \frac{n}{\hat{\alpha}} - \sum_{i=1}^n x_i + n \hat{u} + \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{u}) e^{-\hat{\alpha}(x_i - \hat{u})} = 0, \\ \frac{\partial \ln L}{\partial u} = 0 & \rightarrow n \hat{\alpha} - \sum_{i=1}^n \hat{\alpha} e^{-\hat{\alpha}(x_i - \hat{u})} = 0. \end{aligned}$$

Zadnji enačbi predstavljata sistem dveh nelinearnih enačb, ki jih analitično ne znamo rešiti. Lahko pa ju rešimo numerično, če enačbi nekoliko preuredimo:

$$\begin{aligned} \hat{\alpha} &= \frac{n}{\sum_{i=1}^n x_i - n \hat{u} - \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{u}) e^{-\hat{\alpha}(x_i - \hat{u})}}, \\ \hat{u} &= \frac{1}{\hat{\alpha}} \ln \left(\frac{n}{\sum_{i=1}^n e^{-\hat{\alpha} x_i}} \right). \end{aligned} \quad (9.12)$$

Enačbi (9.12) uporabimo pri numerični rešitvi problema tako, da v njiju najprej vstavimo začetne vrednosti parametrov in nato ponavljamo izračun s popravljenimi vrednostmi, dokler se le-te ne razlikujejo za več kot izbrano odstopanje. V našem primeru vzamemo vrednosti, ki ju dobimo po metodi momentov:

$$\left. \begin{aligned} \alpha &= \frac{\pi}{\sqrt{6} \sigma_X}, \\ u &= m_X - \frac{\gamma}{\alpha}, \end{aligned} \right\} \longrightarrow \begin{aligned} \hat{\alpha} &= \frac{\pi}{\sqrt{6} S_X^*} = 0.2318, \\ \hat{u} &= \bar{X} - \frac{\gamma}{\hat{\alpha}} = 27.36, \end{aligned}$$

To preprosto iterativno metodo lahko izvedemo z različnimi programi (programski jeziki C++, FORTRAN, BASIC..., ali računalniški programi kot so EXCEL, MATLAB ali MATHEMATICA).¹

¹ Rešitev sistema dveh nelinearnih enačb s preprosto iteracijsko metodo v programu MATHEMATICA:

```
yy={30.88, 23.54, 31.76, 34.18, 29.80, 30.90, 27.07, 34.31, 27.42, 25.09,
    29.56, 25.46, 31.26, 37.49, 29.73, 22.22, 29.23, 23.33, 34.55, 28.20,
    32.21, 29.11, 24.90, 31.68, 27.40, 31.27, 29.35, 24.87, 26.88, 51.89};
ny=Length[yy]; my=Sum[yy[[i]],{i,ny}]/ny;
sy=Sqrt[Sum[(yy[[i]]-my)^2,{i,ny}]/(ny-1)];
alfa = N[Pi/Sqrt[6]/sy]; u = N[my - EulerGamma/alfa];
Print["Ocena po metodi momentov"]
Print["my = ",my," sy = ",sy]
Print["alfa = ",alfa," u = ",u]

alfal = 0; it = 1;
While[Abs[alfa-alfal]>0.000001,
  alfal = alfa; u1 = u; It++;
  alfa = ny/(Sum[yy[[i]],{i,ny}]- ny u - Sum[(yy[[i]]-u)
    E^(-alfa (yy[[i]]-u)),{i,ny}]);
  u = 1/alfa Log[ny/Sum[E^(-alfa yy[[i]]),{i,ny}]]];
Print["\nOcena po metodi največjega verjetja"]
Print["iter. alfa u"];
Print[" ",it," ",alfa," ", u];

Ocena po metodi momentov
my = 29.8513 sy = 5.53308
alfa = 0.231797 u = 27.3612

Ocena po metodi največjega verjetja
iter. alfa u
28 0.26184 27.6023
```

Numerična rešitev tega sistema enačb je $\hat{\alpha} = 0.2618$ in $\hat{u} = 27.60$, kar je precejšnje odstopanje od ocen, ki smo jih dobili po metodi momentov.

Naloga se lahko lotimo tudi tako, da uporabimo pripravljena orodja za iskanje ekstremnih vrednosti. V računalniškem programu EXCEL lahko uporabimo orodje SOLVER, v programu MATHEMATICA pa lahko uporabimo ukaz FINDMINIMUM. Ker pravzaprav iščemo maksimum funkcije $\ln L$, moramo pri uporabi ukaza FINDMINIMUM namesto funkcije $\ln L$ zapisati $-\ln L$.² Na ta način smo dobili enaki oceni kot po enačbi (9.12).

Primer 9.6: Vzorec enakomerno od 0 do b porazdeljene slučajne spremenljivke prikazujemo v preglednici (9.2). Velikost vzorca je $n = 5$. Določimo enačbo za določitev ocene parametra \hat{b} po metodi momentov in metodi največjega verjetja.

Preglednica 9.2: Vzorec enakomerno porazdeljene slučajne spremenljivke

1.65	0.30	3.70	0.15	1.25
------	------	------	------	------

Rešitev: Za določitev ocene parametra \hat{b} po metodi momentov uporabimo zvezo med parametrom b in pričakovano vrednostjo te slučajne spremenljivke

$$m_X = \frac{b}{2} \quad \rightarrow \quad b = 2 m_X \quad \rightarrow \quad \hat{b} = 2 \bar{X} = 2.82.$$

Funkcija verjetja je

$$L(b) = \prod_{i=1}^n f_X(x_i) = \begin{cases} 0 & \text{za } b < \max x_i \\ \frac{1}{b^n} & \text{za } b \geq \max x_i. \end{cases}$$

Na sliki 9.2 je ta primer ilustriran. Če je $b = b_1 < \max x_i$, potem je vsaj ena izmed $f_X(x_i)$ enaka nič in je s tem tudi $L(b)$ enaka nič. Če je $b = b_2 > \max x_i$, so vse vrednosti $f_X(x_i) = 1/b$, zato je funkcija verjetja $L(b) = 1/b^n$. Graf funkcije verjetja (slika 9.2) je torej monotonno podajoča funkcija za $b > \max x_i$, kar pomeni, da je njena največja vrednost prav v točki $\hat{b} = \max x_i$, kar je tudi ocena tega parametra po metodi največjega verjetja.

² Iskanje maksimuma funkcije verjetnosti $\ln L$ v programu MATHEMATICA:

```
LL[alfa1_,u1_] = Log[Product[alfa1 E^(-alfa1 (yy[[i]]-u1) -
                        E^(-alfa1 (yy[[i]]-u1))),{i,ny}]];
resitev = FindMinimum[-LL[alfa1,u1],{alfa1,0.5},{u1,my}];
alfa = alfa1 /. resitev[[2,1]];
u = u1 /. resitev[[2,2]];
Print["\nOcena po metodi največjega verjetja"]
Print["alfa = ",alfa,"          u = ",u]
```

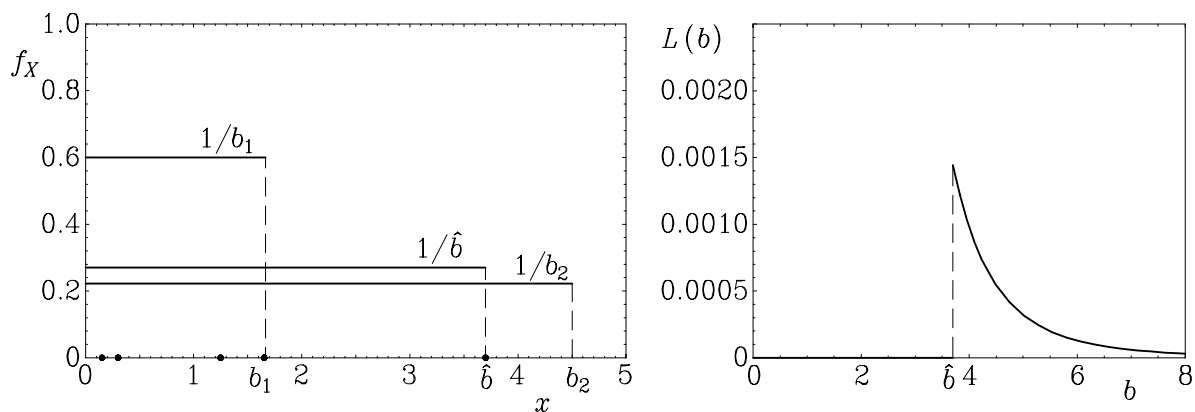
```
Ocena po metodi največjega verjetja
alfa = 0.26184          u = 27.6026
```

V našem primeru je ocena po metodi največjega verjetja enaka $\hat{b} = 3.7$, ki se precej razlikuje od vrednosti, ki smo jo dobili po metodi momentov ($\hat{b} = 2.82$). Vprašamo se lahko, katera ocena je boljša. Na to lahko odgovorimo vsaj na dva načina:

- Ocena po metodi momentov ($\hat{b} = 2.82$) je rezultat, za katerega lahko rečemo, da je neverjeten. Vzorec slučajne spremenljivke, ki je enakomerno porazdeljena od 0 do 2.82, seveda ne more vključevati vrednosti 3.7 (glej preglednico 9.2). Sklep: ocena po metodi največjega verjetja je boljša.
- Za oceno po metodi največjega verjetja ($\hat{b} = 3.7$) bi težko trdili, da je nepristranska, saj je odvisna le od enega elementa vzorca. Če je prišlo pri pripravi vzorca do napake, katere rezultat je previsoka vrednost enega elementa vzorca, bo to odločilno vplivalo na oceno. Sklep: boljša je ocena po metodi momentov.

Bralec naj se sam odloči, kateri odgovor mu je ljubši.

S tem primerom smo razložili tudi prvi primer 1.1 v tem učbeniku, kjer je bila naloga enaka (za $n = 1$), odgovor pa podan “po občutku”.



Slika 9.2: Gostota verjetnosti slučajne spremenljivke X in funkcija verjetja

9.2 Intervali zaupanja

Na osnovi slučajnega vzorca lahko ob izbrani stopnji zaupanja $1 - \alpha$ določimo interval zaupanja za izbrani parameter. Ker se podatki vzorcev razlikujejo, se razlikujejo vzorčne ocene parametrov in zato tudi izračunane meje intervala zaupanja za ocenjevani parameter. Pri tem moramo posebej poudariti, da je izbrani parameter deterministična količina, meja intervala zaupanja pa slučajna spremenljivka. Z intervalom zaupanja torej s stopnjo zaupanja $1 - \alpha$ določimo meje, za katere velja, da z verjetnostjo $1 - \alpha$ vključujejo izbrani parameter.

V nadaljevanju bomo opisali določevanje intervalov zaupanja za nekatere parametre populacij: pričakovano vrednost, varianco, razliko v pričakovanih vrednostih in delež populacij.

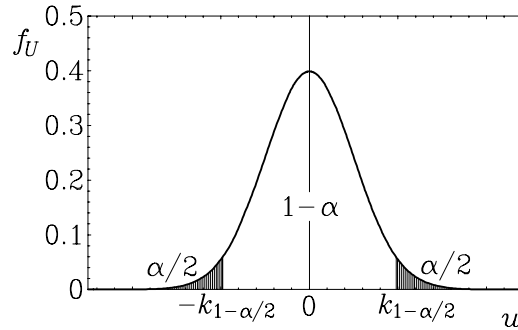
9.2.1 Interval zaupanja za pričakovano vrednost

V prejšnjem poglavju smo zapisali, da je povprečje vzorca \bar{X} nepristranska ocena pričakovane vrednosti m_X . Povprečje vzorca \bar{X} je slučajna spremenljivka s pričakovano vrednostjo m_X in varianco σ_X^2/n (za neskončno velike populacije). Če so elementi vzorca X_i normalno porazdeljeni ali pa je vzorec razmeroma velik, lahko vzamemo, da je \bar{X} porazdeljena normalno.

Iz vzorca lahko določimo statistiko

$$U = \frac{\bar{X} - m_X}{\sigma_X/\sqrt{n}}, \quad (9.13)$$

za katero vemo, da je porazdeljena normalno s pričakovano vrednostjo 0 in standardno deviacijo 1, oziroma standardizirano normalno.



Slika 9.3: Gostota verjetnosti statistike U

Verjetnost, da slučajna spremenljivka U leži znotraj intervala $(-k_{1-\alpha/2}, k_{1-\alpha/2})$, je enaka $1 - \alpha$ (glej tudi sliko 9.3), kar lahko napišemo z naslednjo enačbo

$$P[-k_{1-\alpha/2} \leq U \leq k_{1-\alpha/2}] = 1 - \alpha. \quad (9.14)$$

Iz slike 9.3 lahko vidimo, da vrednost $k_{1-\alpha/2}$ določimo s porazdelitveno funkcijo standardizirane normalne porazdelitve oziroma njeno inverzno funkcijo:

$$P[U \leq k_{1-\alpha/2}] = F_U(k_{1-\alpha/2}) = 1 - \alpha/2 \rightarrow k_{1-\alpha/2} = F_U^{-1}(1 - \alpha/2).$$

V enačbo (9.14) vstavimo enačbo (9.13) in dobimo:

$$\begin{aligned} P\left[-k_{1-\alpha/2} \leq \frac{\bar{X} - m_X}{\sigma_X/\sqrt{n}} \leq k_{1-\alpha/2}\right] &= 1 - \alpha \rightarrow \\ \rightarrow P\left[\bar{X} - k_{1-\alpha/2} \sigma_X/\sqrt{n} \leq m_X \leq \bar{X} + k_{1-\alpha/2} \sigma_X/\sqrt{n}\right] &= 1 - \alpha. \end{aligned} \quad (9.15)$$

Sedaj lahko zapišemo interval zaupanja za pričakovano vrednost m_X

$$m_X \in \left[\bar{X} - k_{1-\alpha/2} \sigma_X/\sqrt{n}, \bar{X} + k_{1-\alpha/2} \sigma_X/\sqrt{n}\right]. \quad (9.16)$$

Vidimo, da meji intervala zaupanja nista deterministični vrednosti, ampak slučajni. Meji intervala zaupanja sta za različne vzorce različni. Verjetnost, da iz vzorca določen interval zaupanja zajema pravo vrednost m_X , je enaka $1 - \alpha$. Če bi ponavljali vzorčenje mnogokrat in iz vzorca vsakič določili interval zaupanja, lahko pričakujemo, da bo v $1 - \alpha$ primerih interval zaupanja zajemal pravo vrednost m_X , v α primerih pa bo interval zaupanja določen napačno – prava vrednost m_X bo ležala zunaj intervala zaupanja.

V enačbah (9.13) in (9.15) smo predpostavili, da je standardna deviacija σ_X znana. Običajno seveda prave vrednosti standardne deviacije ne poznamo, temveč jo iz vzorca lahko ocenimo s statistiko S_X^* . V tem primeru s podobno enačbo kot (9.13) določimo statistiko T

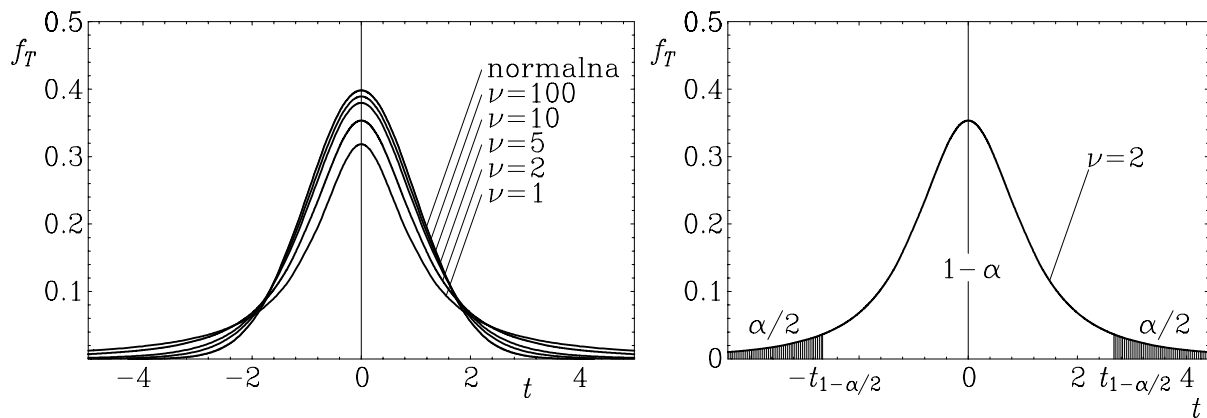
$$T = \frac{\bar{X} - m_X}{S_X^*/\sqrt{n}}, \quad (9.17)$$

ki je ob predpostavki, da je slučajna spremenljivka X porazdeljena normalno, porazdeljena po Studentovi porazdelitvi t z $n - 1$ prostostnimi stopnjami. Lastnosti in oblika Studentove porazdelitve so zelo podobni standardizirani normalni porazdelitvi. Zato tudi verjetnost, da je vrednost slučajne spremenljivke T znotraj intervala $(-t_{1-\alpha/2}, t_{1-\alpha/2})$, določimo s podobno enačbo kot (9.14) (glej tudi sliko 9.4)

$$P[-t_{1-\alpha/2} \leq T \leq t_{1-\alpha/2}] = 1 - \alpha. \quad (9.18)$$

V zadnjo enačbo vstavimo enačbo (9.17) in izpeljemo interval zaupanja za pričakovano vrednost m_X

$$\begin{aligned} P\left[-t_{1-\alpha/2} \leq \frac{\bar{X} - m_X}{S_X^*/\sqrt{n}} \leq t_{1-\alpha/2}\right] &= 1 - \alpha \rightarrow \\ \rightarrow P\left[\bar{X} - t_{1-\alpha/2} S_X^*/\sqrt{n} \leq m_X \leq \bar{X} + t_{1-\alpha/2} S_X^*/\sqrt{n}\right] &= 1 - \alpha \rightarrow \\ \rightarrow m_X \in \left[\bar{X} - t_{1-\alpha/2} S_X^*/\sqrt{n}, \bar{X} + t_{1-\alpha/2} S_X^*/\sqrt{n}\right]. \end{aligned} \quad (9.19)$$



Slika 9.4: Gostota verjetnosti statistike T

Z enačbama (9.15) in (9.19) smo zapisali dvostranski interval zaupanja. Včasih pa nas zanima enostranski interval zaupanja, ki ga lahko opišemo z naslednjo enačbo (glej tudi sliko 9.5)

$$P[-t_{1-\alpha} \leq T] = 1 - \alpha. \quad (9.20)$$

Če v enačbo (9.20) vstavimo enačbo (9.17), lahko določimo enostranski interval zaupanja

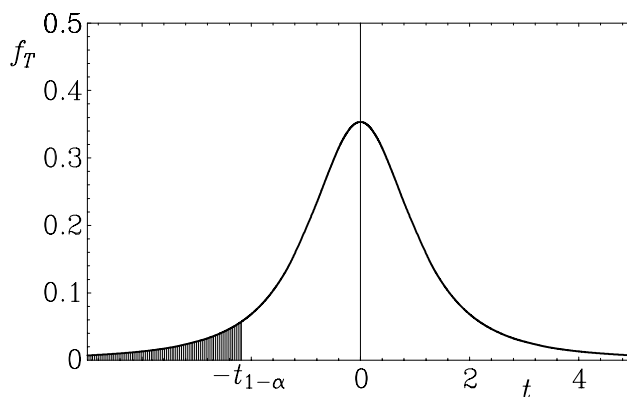
$$\begin{aligned} P\left[-t_{1-\alpha} \leq \frac{\bar{X} - m_X}{S_X^*/\sqrt{n}}\right] = 1 - \alpha &\rightarrow P\left[m_X \leq \bar{X} + t_{1-\alpha} S_X^*/\sqrt{n}\right] = 1 - \alpha \rightarrow \\ \rightarrow m_X \in (-\infty, \bar{X} + t_{1-\alpha} S_X^*/\sqrt{n}). \end{aligned} \quad (9.21)$$

Na podoben način iz enačbe

$$P[T \leq t_{1-\alpha}] = 1 - \alpha. \quad (9.22)$$

določimo tudi enostranski interval zaupanja na drugi strani porazdelitve

$$\begin{aligned} P\left[\frac{\bar{X} - m_X}{S_X^*/\sqrt{n}} \leq t_{1-\alpha}\right] = 1 - \alpha &\rightarrow P\left[\bar{X} - t_{1-\alpha} S_X^*/\sqrt{n} \leq m_X\right] = 1 - \alpha. \rightarrow \\ \rightarrow m_X \in [\bar{X} - t_{1-\alpha} S_X^*/\sqrt{n}, \infty). \end{aligned} \quad (9.23)$$



Slika 9.5: Gostota verjetnosti statistike T in enostranski interval zaupanja

Primer 9.7: V pekarni pečejo hlebce. Ker vseh hlebcev nimajo časa tehtati, stehtajo le n slučajno izbranih hlebcev. Na osnovi vzorca ugotovijo, da je povprečna masa hlebcev enaka 2.1 kg, standardni odklon vzorca pa je 50 g. Določimo mejo enostranskega intervala zaupanja tako, da bomo z določeno zanesljivostjo lahko trdili, da je pričakovana vrednost mase hlebcev večja od določene vrednosti. Tako vprašanje bi si zastavil prodajalec, ki bi rad oglašal, da imajo hlebci, ki jih prodaja, v povprečju večjo maso od določene vrednosti. Velikost vzorca $n = 20$, stopnja zaupanja je 99-odstotna.

Rešitev: Ker je vzorec relativno majhen, moramo uporabiti porazdelitev T . Interval zaupanja izračunamo po enačbi (9.23). Vrednost $t_{1-\alpha, \nu}$ poiščemo v preglednici ali pa izračunamo z enim od računalniških programov (na primer EXCEL): $t_{1-\alpha, \nu} = t_{0.99, 19} = 2.539$.

$$P[\bar{X} - t_{1-\alpha} S_X^*/\sqrt{n} \leq m_X] = 1 - \alpha$$

$$P[2.1 - 2.539 \cdot 0.05/\sqrt{20} \leq m_X] = P[2.07 \leq m_X] = 0.99 \rightarrow m_X \in [2.07, \infty).$$

Z gotovostjo 0.99 lahko trdimo, da je pričakovana vrednost mase hlebcev večja od 2.07 kg.

Primer 9.8: V laboratoriju preizkušajo trdnost betona. Rezultate meritev (v MPa) prikazujemo v naslednji preglednici 9.3. Določite obojestranski interval zaupanja za pričakovano vrednost pri 92-odstotni stopnji zaupanja. Določite tudi mejno vrednost x_k , za katero lahko trdite, da je pričakovana vrednost trdnosti betona z verjetnostjo 85 % večja od nje.

Preglednica 9.3: Rezultati merjenja trdnosti betona

28.329	28.386	31.803	29.173	31.973	23.323	33.612
26.409	30.306	24.643	23.788	21.926	36.715	37.433

Rešitev: Izračunajmo najprej povprečje in varianco oziroma standardno deviacijo vzorca:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^{14} x_i}{14} = \frac{28.329 + 28.386 + 31.803 + \dots}{14} = 29.130,$$

$$S_X^{*2} = \frac{\sum_{i=1}^{14} (x_i - \bar{X})^2}{13} = \frac{(28.329 - 29.130)^2 + (28.386 - 29.130)^2 + \dots}{13} = 23.543,$$

$$S_X^* = \sqrt{S_X^{*2}} = 4.852.$$

V vzorcu je 14 elementov, zato je število prostostnih stopenj $\nu = 14 - 1 = 13$. Obojestranski interval zaupanja določimo po enačbi (9.19), vrednost $t_{1-\alpha/2, 13}$ pa izračunamo z računalniškim programom EXCEL: $t_{0.96, 13} = 1.899$.

$$P[29.130 - 1.899 \cdot 4.852/\sqrt{14} \leq m_X \leq 29.130 + 1.899 \cdot 4.852/\sqrt{14}] = 0.92,$$

$$P[26.667 \leq m_X \leq 31.592] = 0.92 \rightarrow m_X \in [26.667, 31.592].$$

Enostranski interval zaupanja določimo po enačbi (9.23), vrednost $t_{1-\alpha, 13}$ pa izračunamo z računalniškim programom EXCEL: $t_{0.85, 13} = 1.079$.

$$P[29.130 - 1.079 \cdot 4.852/\sqrt{14} \leq m_X] = P[27.730 \leq m_X] = 0.85 \rightarrow m_X \in [27.730, \infty).$$

Z zanesljivostjo 0.92 lahko trdimo, da leži pričakovana vrednost trdnosti betona med 26.667 MPa in 31.592 MPa. Da je pričakovana vrednost trdnosti betona večja od 27.730 MPa, lahko trdimo s 85-odstotnim zaupanjem.

Preverimo še, kakšne rezultate bi dobili, če bi namesto Studentove porazdelitve vzeli kar normalno porazdelitev:

$$P[26.860 \leq m_X \leq 31.400] = 0.92 \rightarrow m_X \in [26.860, 31.400],$$

$$P[27.786 \leq m_X] = 0.85 \rightarrow m_X \in [27.786, \infty).$$

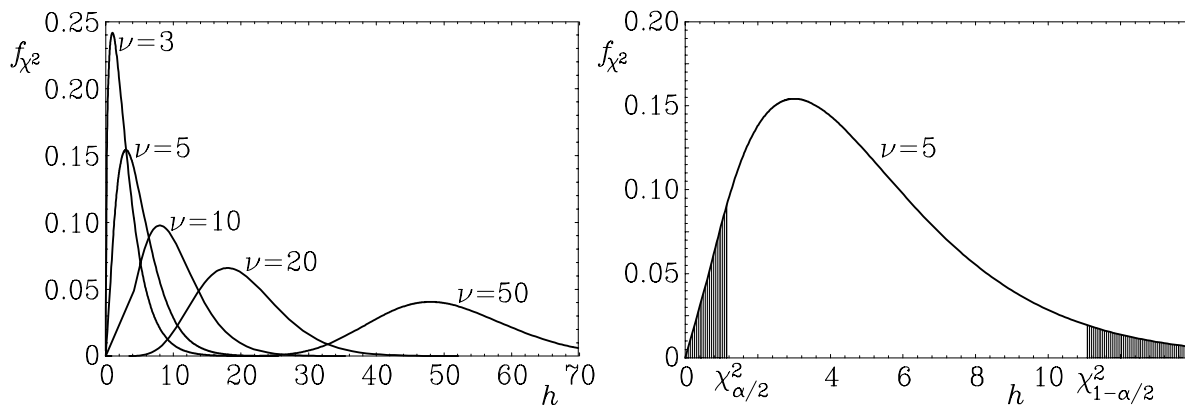
Vidimo, da razlike kljub majhnemu vzorcu $n = 14$ niso zelo velike. Razlog za to je predvsem v relativno nizki stopnji zaupanja, saj se vrednosti $k_{1-\alpha}$ od vrednosti $t_{1-\alpha}$ bolj razlikujejo pri nizkih vrednostih α .

9.2.2 Interval zaupanja za varianco

Pri določanju intervala zaupanja za varianco uporabimo oceno variance $\hat{\sigma}_X^2 = S_X^{*2}$, oziroma normirano statistiko H

$$H = \frac{(n-1)S_X^{*2}}{\sigma_X^2} \sim \chi_{\nu=n-1}^2, \quad (9.24)$$

ki je porazdeljena po **porazdelitvi** χ^2 z $n-1$ prostostnimi stopnjami. Porazdelitev χ^2 je definirana le za pozitivne vrednosti slučajne spremenljivke, je unimodalna in tem bolj asimetrična v desno, čim manjše je število prostostnih stopenj (slika 9.6). Ob večanju števila enot v vzorcu se porazdelitev χ^2 vedno bolj približuje normalni porazdelitvi.



Slika 9.6: Gostota verjetnosti statistike H in dvostranski interval zaupanja

Statistiko H lahko uporabimo za določitev intervala zaupanja pri ocenjevanju populacijske variance σ_X^2 . Verjetnost, da vrednost statistike H leži znotraj intervala $(\chi_{\alpha/2}^2, \chi_{1-\alpha/2}^2)$ je

$$P[\chi_{\alpha/2}^2 \leq H \leq \chi_{1-\alpha/2}^2] = 1 - \alpha.$$

Če v zadnjo enačbo vstavimo enačbo (9.24), dobimo izraz za verjetnost, da varianca σ_X^2 leži znotraj intervala zaupanja

$$P\left[\frac{(n-1)S_X^{*2}}{\chi_{1-\alpha/2}^2} \leq \sigma_X^2 \leq \frac{(n-1)S_X^{*2}}{\chi_{\alpha/2}^2}\right] = 1 - \alpha. \quad (9.25)$$

Interval zaupanja za varianco σ_X^2 je

$$\sigma_X^2 \in \left[\frac{(n-1)S_X^{*2}}{\chi_{1-\alpha/2}^2}, \frac{(n-1)S_X^{*2}}{\chi_{\alpha/2}^2} \right]. \quad (9.26)$$

Ker porazdelitev χ^2 ni simetrična glede na koordinatno izhodišče, moramo v preglednici poiskati vrednosti za vsako stran porazdelitve posebej: $\chi_{1-\alpha/2}^2$ za desno stran in $\chi_{\alpha/2}^2$ za levo stran porazdelitve χ^2 .

Na podoben način kot pri določitvi intervala zaupanja za pričakovano vrednost lahko tudi pri intervalih zaupanja za varianco določimo enostranski interval zaupanja:

$$\begin{aligned} P[\chi_\alpha^2 \leq H] = 1 - \alpha &\rightarrow P\left[\sigma_X^2 \leq \frac{(n-1)S_X^{*2}}{\chi_\alpha^2}\right] = 1 - \alpha \rightarrow \\ &\rightarrow \sigma_X^2 \in \left[0, \frac{(n-1)S_X^{*2}}{\chi_\alpha^2}\right]. \end{aligned} \quad (9.27)$$

in

$$\begin{aligned} P[H \leq \chi_{1-\alpha}^2] = 1 - \alpha &\rightarrow P\left[\frac{(n-1)S_X^{*2}}{\chi_{1-\alpha}^2} \leq \sigma_X^2\right] = 1 - \alpha \rightarrow \\ &\rightarrow \sigma_X^2 \in \left[\frac{(n-1)S_X^{*2}}{\chi_{1-\alpha}^2}, \infty\right). \end{aligned} \quad (9.28)$$

Primer 9.9: Vzemimo podatke iz primera 9.8 in določimo interval zaupanja za varianco σ_X^2 . Stopnja zaupanja naj bo 95 %.

Rešitev: Že pri reševanju primera 9.8 smo izračunali povprečje \bar{X} in varianco vzorca S_X^{*2}

$$\bar{X} = 29.13, \quad s_X^{*2} = 23.543.$$

Vrednosti $\chi_{1-\alpha}^2$ in χ_α^2 odčitamo iz preglednic oziroma z enim izmed računalniških programov EXCEL, MATHEMATICA..., in sta za 95-odstotono stopnjo zaupanja in število prostorskih stopenj $\nu = n - 1 = 13$ enaki

$$\chi_{1-\alpha, \nu}^2 = \chi_{0.975, 13}^2 = 24.736, \quad \chi_{\alpha, \nu}^2 = \chi_{0.025, 13}^2 = 5.009.$$

Obojestranski interval zaupanja izračunamo po enačbi (9.26)

$$\sigma_X^2 \in [12.373, 61.105].$$

9.2.3 Interval zaupanja za razliko med pričakovanima vrednostima dveh populacij

Denimo, da imamo dve populaciji, ki ju predstavljata dve slučajni spremenljivki X in Y . Predpostavimo najprej, da imata obe slučajni spremenljivki enako varianco $\sigma_X^2 = \sigma_Y^2 = \sigma^2$. Na voljo imamo vzorca obeh populacij $X_i, i = 1, \dots, n_X$ in $Y_j, j = 1, \dots, n_Y$. Povprečji \bar{X} in \bar{Y} sta ob predpostavki, da sta X

in Y porazdeljeni normalno, ali je velikost obeh vzorcev zelo velika $n_X \gg 1$ in $n_Y \gg 1$, porazdeljeni normalno s pričakovanimi vrednostima m_X in m_Y ter variancama σ^2/n_X in σ^2/n_Y .

Ker variance σ^2 običajno ne poznamo, iz obeh vzorcev določimo statistiko T po naslednji enačbi:

$$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (m_X - m_Y)}{S^* \sqrt{\frac{1}{n_X} + \frac{1}{n_Y}}}, \quad (9.29)$$

ki je porazdeljena po Studentovi porazdelitvi t z $\nu = n_X + n_Y - 2$ prostostnimi stopnjami. Oceno variance $\hat{\sigma}^2 = S^{*2}$ izračunamo takole:

$$S^{*2} = \frac{(n_X - 1)S_X^{*2} + (n_Y - 1)S_Y^{*2}}{n_X + n_Y - 2}.$$

Verjetnost, da statistika T zavzame vrednost v območju $(-t_{1-\alpha/2}, t_{1-\alpha/2})$, je

$$P[-t_{1-\alpha/2} \leq T \leq t_{1-\alpha/2}] = 1 - \alpha. \quad (9.30)$$

Če v zadnjo enačbo vstavimo izraz (9.29), dobimo obojestranski interval zaupanja za razliko v pričakovanih vrednostih

$$\begin{aligned} P \left[\bar{X} - \bar{Y} - t_{1-\alpha/2} S^* \sqrt{\frac{1}{n_X} + \frac{1}{n_Y}} \leq m_X - m_Y \leq \bar{X} - \bar{Y} + t_{1-\alpha/2} S^* \sqrt{\frac{1}{n_X} + \frac{1}{n_Y}} \right] &= 1 - \alpha \rightarrow \\ \rightarrow m_X - m_Y \in \left[\bar{X} - \bar{Y} - t_{1-\alpha/2} S^* \sqrt{\frac{1}{n_X} + \frac{1}{n_Y}}, \bar{X} - \bar{Y} + t_{1-\alpha/2} S^* \sqrt{\frac{1}{n_X} + \frac{1}{n_Y}} \right] & \end{aligned} \quad (9.31)$$

V primeru, da varianci σ_X^2 in σ_Y^2 nista enaki, moramo določiti statistiko

$$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (m_X - m_Y)}{\sqrt{\frac{S_X^{*2}}{n_X} + \frac{S_Y^{*2}}{n_Y}}}, \quad (9.32)$$

za katero pa porazdelitve ne poznamo v analitični obliki. Približno velja, da je statistika v enačbi (9.32) porazdeljena po Studentovi porazdelitvi t z ν prostostnimi stopnjami, kjer ν izračunamo z naslednjo enačbo:

$$\nu = \frac{\left(\frac{S_X^{*2}}{n_X} + \frac{S_Y^{*2}}{n_Y} \right)^2}{\frac{1}{n_X - 1} \left(\frac{S_X^{*2}}{n_X} \right)^2 + \frac{1}{n_Y - 1} \left(\frac{S_Y^{*2}}{n_Y} \right)^2}. \quad (9.33)$$

V tem primeru interval zaupanja določimo tako, da v enačbo (9.30) vstavimo izraz (9.32)

$$\begin{aligned} P \left[\bar{X} - \bar{Y} - t_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{S_X^{*2}}{n_X} + \frac{S_Y^{*2}}{n_Y}} \leq m_X - m_Y \leq \bar{X} - \bar{Y} + t_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{S_X^{*2}}{n_X} + \frac{S_Y^{*2}}{n_Y}} \right] &= 1 - \alpha \rightarrow \\ \rightarrow m_X - m_Y \in \left[\bar{X} - \bar{Y} - t_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{S_X^{*2}}{n_X} + \frac{S_Y^{*2}}{n_Y}}, \bar{X} - \bar{Y} + t_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{S_X^{*2}}{n_X} + \frac{S_Y^{*2}}{n_Y}} \right] & \end{aligned}$$

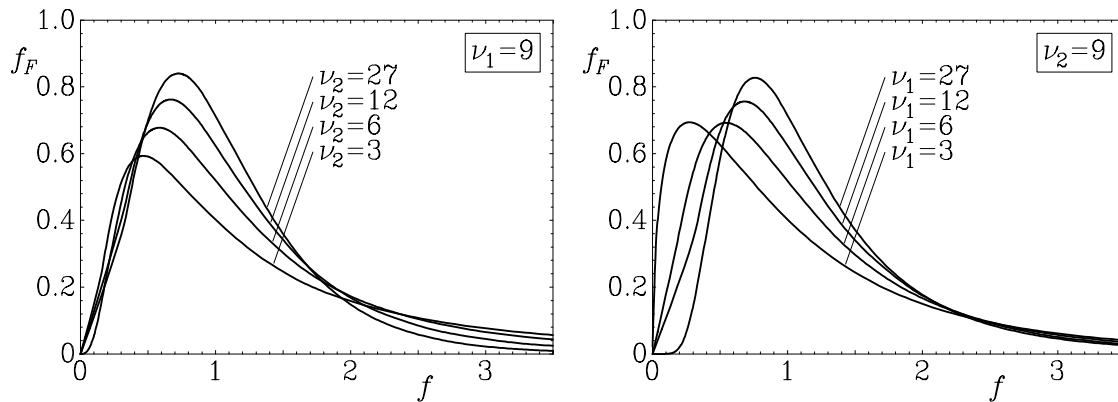
(9.34)

9.2.4 Interval zaupanja za razmerje varianc dveh populacij

Ponovno obravnavamo dve populaciji, ki ju predstavljata slučajni spremenljivki X in Y , za kateri predpostavimo, da sta porazdeljeni normalno. Statistika F , ki jo določimo po naslednji enačbi

$$F = \frac{\frac{S_X^{*2}}{\sigma_X^2}}{\frac{S_Y^{*2}}{\sigma_Y^2}} \quad (9.35)$$

je porazdeljena po porazdelitvi F z $\nu_X = n_X - 1$ in $\nu_Y = n_Y - 1$ prostostnimi stopnjami (slika 9.7). Porazdelitev F po obliki spominja na porazdelitev χ^2 in ima tudi isto zalogo vrednosti, ki vključuje vsa pozitivna realna števila.



Slika 9.7: Gostota verjetnosti statistike F za različne vrednosti prostostnih stopenj ν_1 in ν_2

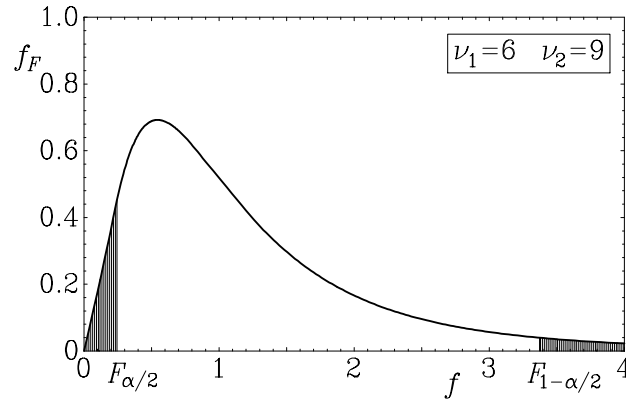
Verjetnost, da je statistika F znotraj intervala $(F_{\alpha/2}, F_{1-\alpha/2})$, je enaka (slika 9.8)

$$P[F_{\alpha/2} \leq F \leq F_{1-\alpha/2}] = 1 - \alpha.$$

Če v zadnjo enačbo vstavimo enačbo (9.35), lahko določimo interval zaupanja za razmerje med variancama dveh populacij

$$P\left[\frac{1}{F_{1-\alpha/2}} \frac{S_X^{*2}}{S_Y^{*2}} \leq \frac{\sigma_X^2}{\sigma_Y^2} \leq \frac{1}{F_{\alpha/2}} \frac{S_X^{*2}}{S_Y^{*2}}\right] = 1 - \alpha \rightarrow \frac{\sigma_X^2}{\sigma_Y^2} \in \left[\frac{1}{F_{1-\alpha/2}} \frac{S_X^{*2}}{S_Y^{*2}}, \frac{1}{F_{\alpha/2}} \frac{S_X^{*2}}{S_Y^{*2}}\right]. \quad (9.36)$$

Vrednosti $F_{\alpha/2, \nu_1, \nu_2}$ in $F_{1-\alpha/2, \nu_1, \nu_2}$ lahko odčitamo iz preglednic ali pa izračunamo z računalniškim programom (na primer EXCEL). V programu Excel je vgrajena funkcija `finv(p; nu1; nu2)`, na primer za $\alpha = 0.05$, $\nu_1 = 6$ in $\nu_2 = 9$ je vrednost $F_{\alpha/2, \nu_1, \nu_2} = F_{0.025, 6, 9} = \text{finv}(0.975; 6; 9) = 0.1810$ in $F_{1-\alpha/2, \nu_1, \nu_2} = F_{0.975, 6, 9} = \text{finv}(0.025; 6; 9) = 4.320$. Bodite pozorni na pomen parametra p v funkciji

Slika 9.8: Dvostranski intervali zaupanja za porazdelitev F

$f_{\text{inv}}(p; \nu_1; \nu_2)$! V preglednicah so običajno podane le vrednosti inverzne porazdelitvene funkcije na zgornjem repu, za vrednosti $1 - \alpha$ oziroma $1 - \alpha/2$. Če želimo določiti vrednosti še na spodnjem repu porazdelitve, moramo upoštevati zvezo

$$F_{\alpha, \nu_1, \nu_2} = \frac{1}{F_{1-\alpha, \nu_2, \nu_1}}. \quad (9.37)$$

Če želimo iz preglednic določiti vrednost $F_{0.025, 6, 9}$, najprej odčitamo vrednost $F_{0.975, 9, 6} = 5.523$ in nato izračunamo

$$F_{0.025, 6, 9} = \frac{1}{5.523} = 0.1810.$$

Primer 9.10: Dva proizvajalca črpalk sta prodala po 20 črpalk istemu uporabniku. V naslednji preglednici so podatki o trajanju delovanja črpalk pred prvo okvaro. Določimo interval zaupanja za razliko pričakovanih vrednosti in razmerje v variancah dolžine delovanja črpalk dveh uporabnikov. Stopnja zaupanja je 95 %.

A	510	450	478	512	506	485	501	481	452	494
	514	507	487	467	502	508	503	492	502	499
B	510	513	497	506	493	501	547	514	487	490
	495	497	508	493	522	502	527	486	531	497

Rešitev: Najprej izračunamo povprečje in varianco obeh vzorcev:

$$\begin{aligned} \bar{X}_A &= 492.5, & S_A^{*2} &= 353.4211, \\ \bar{X}_B &= 505.8, & S_B^{*2} &= 257.6421. \end{aligned}$$

Pri določitvi intervala zaupanja za razliko pričakovanih vrednosti moramo upoštevati, da sta varianci populacij različni in neznan. Interval zaupanja zato določimo z izrazom (9.34), pri čemer število prosto-

stnih stopenj ν določimo po enačbi (9.33)

$$\nu = \frac{\left(\frac{S_A^{*2}}{n_A} + \frac{S_B^{*2}}{n_B}\right)^2}{\frac{1}{n_A - 1} \left(\frac{S_A^{*2}}{n_A}\right)^2 + \frac{1}{n_B - 1} \left(\frac{S_B^{*2}}{n_B}\right)^2} = 37.1,$$

kjer smo upoštevali, da je velikost obeh vzorcev enaka $n_A = n_B = 20$. Iz preglednic ali z računalnikom določimo vrednost $t_{1-\alpha/2, \nu} = t_{0.975, 37.1} \approx t_{0.975, 37} = 2.0262$. Interval zaupanja določimo z izrazom (9.34)

$$m_A - m_B \in [-24.4997, -2.1003].$$

Interval zaupanja za razmerje med variancama populacij σ_A^2/σ_B^2 določimo z izrazom (9.36), pred tem pa iz preglednic ali z računalnikom določimo vrednosti $F_{\alpha/2, \nu_A, \nu_B} = F_{0.025, 19, 19} = 0.3958$ in $F_{1-\alpha/2, \nu_A, \nu_B} = F_{0.975, 19, 19} = 2.5264$. Interval zaupanja za σ_A^2/σ_B^2 je

$$\frac{\sigma_A^2}{\sigma_B^2} \in [0.5430, 3.4657].$$

9.2.5 Interval zaupanja za delež v populaciji

Včasih želimo iz vzorčnih podatkov oceniti **delež elementov populacije**, ki ustrezajo nekemu kriteriju. Verjetnost, da slučajen element vzorca oziroma populacije ustreza kriteriju, je p . Točkovna ocena parametra p je

$$\hat{p} = \frac{N_u}{n}, \quad (9.38)$$

kjer je N_u število elementov vzorca, ki ustrezajo kriteriju, in n velikost vzorca. Število N_u je slučajna spremenljivka, saj je število elementov, ki ustrezajo določenemu kriteriju odvisno tudi od izbire vzorca. Slučajna spremenljivka N_u je porazdeljena **binomsko** s parametroma n in p ter pričakovano vrednostjo np in varianco $np(1-p)$. Pri obravnavanju **normalne** porazdelitve smo povedali, da je pri velikih n normalna porazdelitev dobra aproksimacija binomske porazdelitve. Zato lahko tvorimo statistiko U

$$U = \frac{N_u - np}{\sqrt{np(1-p)}} = \frac{\hat{p} - p}{\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}}, \quad (9.39)$$

ki je porazdeljena približno standardizirano normalno. Na podoben način, kot smo določili interval zaupanja za pričakovano vrednost (glej enačbo (9.14) in sliko 9.3), zapišemo enačbo

$$P[-k_{1-\alpha/2} \leq U \leq k_{1-\alpha/2}] = 1 - \alpha,$$

v katero vstavimo enačbo (9.39)

$$P \left[-k_{1-\alpha/2} \leq \frac{\hat{p} - p}{\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}} \leq k_{1-\alpha/2} \right] = 1 - \alpha. \quad (9.40)$$

Iz enačbe (9.40) lahko izpeljemo izraz za določitev intervala zaupanja za parameter p tako, da izraz v ogletem oklepaju kvadriramo in zapišemo kvadratno neenačbo

$$\begin{aligned} \frac{(\hat{p} - p)^2}{p(1-p)} &\leq k_{1-\alpha/2}^2 \quad \rightarrow \\ \rightarrow \hat{p}^2 - 2\hat{p}p + p^2 - \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n}(p - p^2) &\leq 0 \quad \rightarrow \\ \rightarrow p^2 \left(1 + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n} \right) - p \left(2\hat{p} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n} \right) + \hat{p}^2 &\leq 0 \end{aligned}$$

Ničli kvadratne funkcije v zadnji neenačbi sta:

$$\begin{aligned} p_{1,2} &= \frac{\left(2\hat{p} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n} \right) \pm \sqrt{\left(2\hat{p} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n} \right)^2 - 4 \left(1 + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n} \right) \hat{p}^2}}{2 \left(1 + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n} \right)} = \\ &= \frac{\hat{p} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{2n} \pm k_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{4n^2}}}{1 + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n}}. \end{aligned}$$

Sedaj lahko zapišemo verjetnost in interval zaupanja za delež v populaciji:

$$\begin{aligned} P \left[\frac{\hat{p} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{2n} - k_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{4n^2}}}{1 + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n}} \leq p \leq \right. \\ \left. \leq \frac{\hat{p} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{2n} + k_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{4n^2}}}{1 + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n}} \right] = 1 - \alpha \end{aligned}$$

$$p \in \left[\frac{\hat{p} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{2n} - k_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{4n^2}}}{1 + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n}}, \frac{\hat{p} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{2n} + k_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n} + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{4n^2}}}{1 + \frac{k_{1-\alpha/2}^2}{n}} \right] \quad (9.41)$$

Če imamo **velik vzorec** opazovanj, se izraz (9.41) poenostavi. Upoštevamo, da je ocena \hat{p} približno enaka p , zato pod korenem v enačbi (9.40) namesto p zapišemo kar \hat{p}

$$\begin{aligned} P \left[-k_{1-\alpha/2} \leq \frac{\hat{p} - p}{\sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}}} \leq k_{1-\alpha/2} \right] &= \\ = P \left[\hat{p} - k_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} \leq p \leq \hat{p} + k_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} \right] &= 1 - \alpha, \end{aligned}$$

Interval zaupanja za delež je tedaj

$$p \in \left[\hat{p} - k_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}}, \hat{p} + k_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} \right] \quad (9.42)$$

Ta poenostavljeni izraz lahko uporabimo namesto (9.41), če je n dovolj velik in vrednost p ni blizu nič ali ena.

Primer 9.11: Volitve 2002. Vsakih nekaj let se v vsaki demokratični državi zgodijo volitve. Večinoma so uradni rezultati znani nekaj dni po volitvah, prvi neuradni delni rezultati volitev pa nekaj ur po zaprtju volišč. Nestrpni državljani pa bi radi izvedeli za rezultate takoj, ko se volišča zaprejo. Zato medijske hiše (Televizija Slovenija, Pop TV...) naročijo izdelavo vzporednih volitev, katerih rezultati so znani takoj po zaprtju volišč. Rezultati so pravzaprav znani že prej, vendar jih pred tem zaradi volilnega molka nihče ne sme objaviti.

Obravnavajmo rezultate vzporednih volitev drugega kroga predsedniških volitev leta 2002 v Sloveniji. Vzporedne volitve sta za obe največji televizijski hiši v Sloveniji delali dve podjetji:

CATI (<http://www.cati.si/>) in

Gral iteo (<http://www.graliteo.si/>).

Rezultati so povzeti v naslednji preglednici:

Podjetje	Velikost vzorca n	Rezultat vzporednih volitev \hat{p} (delež volilcev dr. Janeza Drnovška)
CATI	9615	57.8 %
Gral iteo	9311	57.7 %

Določimo interval zaupanja za delež populacije slovenskih volilcev, ki so volili za dr. Janeza Drnovška. Upoštevajmo 99-odstotno stopnjo zaupanja. Končni uradni rezultat, ki ga je objavila republiška volilna komisija je 56.54 %. Primerjajte končni rezultat z izračunanim intervalom zaupanja.

Rešitev: Uporabimo izraza (9.41) in (9.42) za določitev intervala zaupanja. Najprej iz preglednic ali z računalnikom določimo vrednost $k_{1-\alpha/2} = k_{0.995} = 2.5758$. V naslednji preglednici zapišemo rezultate za interval zaupanja za obe podjetji in oba izraza:

Podjetje	Interval zaupanja (9.41)	Interval zaupanja (9.42)
CATI	[0.56498,0.59092]	[0.56503,0.59097]
Gral iteo	[0.56376,0.59013]	[0.56381,0.59019]

Vidimo, da so razlike v intervalu zaupanja pri uporabi izrazov (9.41) ali (9.42) neznatne, kar bi lahko pričakovali, saj je vzorec relativno velik, vrednost p pa ni zelo blizu nič ali ena. Opazimo lahko tudi, da sta obe podjetji dobili zelo podobna rezultata, kar ni presenetljivo, saj sta uporabili podobno metodologijo vzorčenja in podobno velikost vzorca.

Končni uradni rezultat volitev v vseh primerih leži znotraj izračunanega intervala zaupanja, čeprav je dober odstotek nižji od rezultatov vzporednih volitev.

Primer 9.12: V neki tovarni izdelujejo izdelke. Verjetnost, da je poljubno izbran izdelek pokvarjen, je enaka p . Vzemimo, da smo preizkusili sto izdelkov, od katerih so bili trije pokvarjeni. Določimo interval zaupanja za delež pokvarjenih izdelkov. Uporabimo izraza (9.41) in (9.42) ter primerjajmo rezultate. Stopnja zaupanja naj bo 95-odstotna.

Rešitev: Vrednost $k_{1-\alpha/2} = k_{0.975} = 1.960$ odčitamo iz preglednice ali določimo z računalnikom. Točkovna ocena deleža pokvarjenih izdelkov je

$$\hat{p} = \frac{3}{100} = 0.03.$$

Interval zaupanja po točnem izrazu (9.41) je

$$p \in [0.01025, 0.08452].$$

Interval zaupanja po približnem izrazu (9.42) pa je

$$p \in [-0.00343, 0.06343].$$

Tokrat so razlike občutnejše. Spodnja meja intervala zaupanja po približnem izrazu je celo negativna, kar je seveda napačno, saj vrednost p mora ležati med 0 in 1. V tem primeru vidimo, da je bolje, da uporabimo točni izraz (9.41).

9.2.6 Določitev velikosti vzorca

Velikokrat nastopi problem, ko moramo iz populacije izbrati vzorec elementov. Koliko elementov bomo vključili v vzorec, je odvisno od:

- variance populacije (večja kot je varianca, večji vzorec potrebujemo za isto natančnost rezultatov),
- vrste statističnega izračuna (kateri parameter populacije obravnavamo).

V primeru, da bomo z vzorcem ocenjevali pričakovano vrednost populacije, potem izračunamo velikost vzorca po enačbi:

$$n > \left(\frac{k_{1-\alpha/2} \sigma_X}{E} \right)^2,$$

kjer je σ_X znana oziroma predpostavljena standardna deviacija populacije, E pa polovica največje dovoljene velikosti intervala zaupanja.

V primeru, da želimo z vzorcem oceniti delež populacije, pa velikost vzorca izračunamo takole:

$$n > \frac{k_{1-\alpha/2}^2 p(1-p)}{E^2},$$

kjer je p znan oziroma predpostavljen delež populacije, E pa polovica največje dovoljene velikosti intervala zaupanja. Pri zadnji enačbi neenačbi smo izhajali iz približnega obrazca (9.42).

Primer 9.13: V neki tovarni izdelujejo izdelke. Verjetnost, da je poljubno izbran izdelek pokvarjen, je enaka p . Vodstvo tovarne želi določiti 95-odstotni enostranski interval zaupanja za delež slabih izdelkov

$$p \in [p_s, 1] \text{ tako, da velja } P[p_s \leq p] = 1 - \alpha = 0.95.$$

Pri tem so postavili zahtevo, da meja območja zaupanja ne sme odstopati od ocenjenega deleža \hat{p} za več kot 1 %. Določimo najmanjše velikosti vzorcev, pri katerih bo izpolnjen zahtevani pogoj za vrednosti $\hat{p} = 0.10, 0.05$ in 0.02 .

Rešitev: Rešitev za uporabo približnega izraza (9.42) je preprosta:

$$P[p_s \leq p] = 1 - \alpha \rightarrow P \left[\hat{p} - k_{1-\alpha} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} \leq p \right] = 1 - \alpha.$$

Vrednost $k_{1-\alpha} = k_{0.95} = 1.645$ določimo iz preglednica ali računalnikom. Pri postavljenem pogoju o največji dovoljeni širini intervala zaupanja,

$$\hat{p} - \left(\hat{p} - k_{1-\alpha} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} \right) = k_{1-\alpha} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} \leq E = 0.01,$$

lahko zapišemo pogoj za zahtevano velikost vzorca

$$n \geq \left(\frac{k_{1-\alpha}}{E} \right)^2 \hat{p}(1-\hat{p}). \quad (9.43)$$

Če želimo uporabiti točni izraz (9.41), je problem bistveno zahtevnejši. Verjetnost, da p leži znotraj intervala zapišemo takole:

$$P[p_s \leq p] = P \left[\frac{\hat{p} + \frac{k_{1-\alpha}^2}{2n} - k_{1-\alpha} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n} + \frac{k_{1-\alpha}^2}{4n^2}}}{1 + \frac{k_{1-\alpha}^2}{n}} \leq p \right] = 1 - \alpha.$$

Največja dovoljena razlika med mejo intervala in točkovno oceno je

$$\hat{p} - \frac{\hat{p} + \frac{k_{1-\alpha}^2}{2n} - k_{1-\alpha} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n} + \frac{k_{1-\alpha}^2}{4n^2}}}{1 + \frac{k_{1-\alpha}^2}{n}} \leq E = 0.01. \quad (9.44)$$

Iskano vrednost velikosti vzorca lahko določimo numerično (v programu EXCEL z ukazom `Goal Seek`, v programu MATHEMATICA pa z ukazom `FindRoot`). Rezultate za velikost vzorca za različne vrednosti \hat{p} po obeh izrazih za interval zaupanja podajamo v naslednji preglednici:

\hat{p}	0.02	0.05	0.10
n (9.43)	≥ 531	≥ 1286	≥ 2435
n (9.44)	≥ 268	≥ 1039	≥ 2216

Razlike med obema načinoma določanja velikosti vzorca so precejšnje. To pomeni, da bi v tem primeru morali uporabiti točen izraz (9.41).

10 Preizkušanje domnev

Statistična domneva oziroma **hipoteza** je vsaka domneva o slučajni spremenljivki X . Razlikujemo parametrične in neparametrične domneve. **Parametrična domneva** je domneva o vrednosti nekega parametra porazdelitve. **Neparametrična domneva** je domneva o neki neparametrični lastnosti (tip porazdelitve, neodvisnost ...) porazdelitve slučajne spremenljivke X oziroma slučajnega vektorja $\mathbf{X} \{x_1, x_2, \dots\}$.

Ničelna domneva H_0 je domneva, ki jo v danih okoliščinah želimo preizkusiti. **Alternativne domneve** $H_i (i = 1, 2, \dots, k)$ so domneve, ki so nezdružljive z ničelno.

Primeri domnev so:

- parametrični domnevi dvostranskega testa:

$$H_0: m_X = 15$$

$$H_1: m_X \neq 15;$$

- parametrični domnevi enostranskega testa:

$$H_0: \sigma_X = 16$$

$$H_1: \sigma_X > 16;$$

- neparametrični domnevi:

$$H_0: \text{porazdelitev je normalna}$$

$$H_1: \text{porazdelitev ni normalna};$$

- neparametrični domnevi:

$$H_0: \text{kocka je poštena}$$

$$H_1: \text{kocka ni poštena.}$$

Preizkus domneve ali **test** je vsak postopek, po katerem lahko na temelju vzorca slučajne spremenljivke $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ničelno domnevo zavrnemo ali ne.

Domnevo preizkusimo po naslednjem postopku:

1. Postavimo ničelno in alternativno domnevo o parametru:
 H_0 : ničelna domneva,
 H_1 : alternativna domneva.
2. Izberemo statistiko, ki ustreza ničelni domnevi, in določimo njeno porazdelitev.
3. Izberemo tveganje oziroma stopnjo značilnosti α . Na osnovi tveganja in porazdelitve statistike določimo meje kritičnega območja.
4. Na vzorčnih podatkih izračunamo vrednost statistike.
5. Sklep:
 - Če vrednost statistike pade v kritično območje (območje zavrnitve ničelne domneve), ničelno domnevo zavrnemo in sprejmemo alternativno domnevo ob tveganju α .
 - Če vrednost statistike ne pade v kritično območje, ničelne domneve ne moremo zavrniti ob tveganju α .

10.1 Preizkušanje domneve o pričakovani vrednosti

Na voljo imamo vzorec $X_i, i = 1, \dots, n$ z n elementi. Iz vzorca lahko izračunamo povprečje \bar{X} in varianco vzorca S_X^{*2} po enačbah (8.2) in (8.10).

Postavimo ničelno in alternativno domnevo

$$H_0: m_X = m_0,$$

$$H_1: m_X \neq m_0,$$

Če je spremenljivka X porazdeljena normalno $N(m_X, \sigma_X)$ z **znano** standardno deviacijo σ_X in neznano pričakovano vrednostjo m_X in velja ničelna domneva $H_0: m_X = m_0$, potem je statistika

$$U = \frac{\bar{X} - m_0}{\sigma_X / \sqrt{n}} \tag{10.1}$$

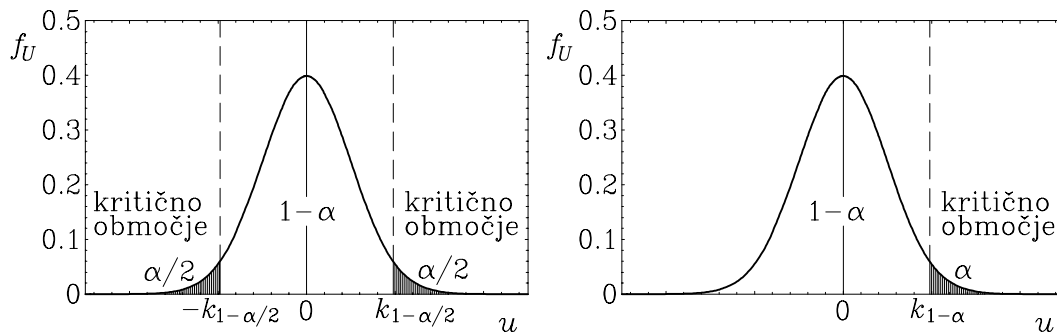
porazdeljena standardizirano normalno ($U \sim N(0, 1)$), kjer je \bar{X} povprečje vzorca in n velikost vzorca (enačbi (8.3) in (8.4) v poglavju o lastnostih osnovnih statistik).

Ob predpostavki, da velja ničelna domneva, je statistika U torej slučajna spremenljivka, ki je porazdeljena standardizirano normalno (slika 10.1). Pri ponavljanju vzorčenja enako velikih vzorcev bi dobili različne vrednosti U . Pri običajnem testiranju imamo na voljo le en vzorec, na osnovi katerega moramo odločiti, ali ničelno domnevo zavrnemo ali ne. Kritično območje oziroma območje zavrnitve je: $(-\infty, -k_{1-\alpha/2}] \cup [k_{1-\alpha/2}, \infty)$ (slika 10.1). Če se vrednost statistike zelo razlikuje od 0 in pade v kritično območje, sta možna dva dogodka:

- ničelna domneva velja, vzorec je bil slučajno tako izbran, da je vrednost statistike padla v kritično območje,
- ničelna domneva ne velja.

Pri statističnem preizkušanju se v tem primeru vedno odločimo za drugo možnost in zaključimo, da ničelna domneva ne velja, temveč velja alternativna. Pri tem lahko storimo napako *I.* vrste: zavrnitev ničelne domneve, čeprav ta velja. Tveganje, da storimo napako *I.* vrste, je enako tveganju α .

Če vrednost statistike U ne pade v kritično območje, ničelne domneve ne bomo zavrnil. Pomembno je, da v tem primeru **ničelne domneve ne sprejmemo**. Če bi ničelno domnevo sprejeli, bi lahko storili napako *II.* vrste: sprejem ničelne domneve, ki ne velja. Verjetnost, da storimo napake *II.* vrste, označimo z β . Ta verjetnost je odvisna od dejanske vrednosti m_X , ki je seveda ne poznamo. Poleg tega lahko vedno izberemo tako majhno tveganje α , da statistika ne pade v kritično območje. Zato bomo pri vseh naših preizkušanjih domnev v primerih, ko statistika ne pade v kritično območje zaključili le, da **ničelne domneve ne moremo zavriniti**. Razlika med izjavama “Ničelno domnevo sprejmemo” in “Ničelne domneve ne moremo zavriniti” se morda zdi majhna, a je izredno pomembna. Morda razliko med tema dvema izjavama še bolje ilustriramo s podobnima izjavama iz pravniškega življenja: “Obtoženec je kriv” in “Za obtoženca ne moremo trditi, da je nedolžen”. Bi obtoženca v obeh primerih obsodili?



Slika 10.1: Porazdelitev statistike U in kritična območja za dvostranski in enostranski test

Če je spremenljivka X porazdeljena normalno $N(m_X, \sigma_X)$ z neznano standardno deviacijo σ_X in **neznano** pričakovano vrednostjo m_X , pri tem preizkusu domneve uporabimo statistiko

$$T = \frac{\bar{X} - m_0}{S_X^*/\sqrt{n}}, \quad (10.2)$$

ki je porazdeljena po porazdelitvi t z $\nu = n - 1$ prostostnimi stopnjami.

Kritično območje oziroma območje zavrnitve je v tem primeru: $(-\infty, -t_{1-\alpha/2}] \cup [t_{1-\alpha/2}, \infty)$. Če statistika T zavzame vrednost manjšo od $-t_{1-\alpha/2}$ ali pa večjo od $t_{1-\alpha/2}$, ničelno domnevo zavrnilo in s stopnjo značilnosti α trdimo, da velja alternativna domneva.

Primer 10.1: V laboratoriju preizkušajo trdnost betona. Rezultate meritev (v MPa) prikazujemo v naslednji preglednici 10.1.

Preizkusimo domnevo, da je pričakovana vrednost trdnosti betona enaka 30. Ugotoviti moramo, ali je pričakovana vrednost statistično značilno različna od 30. Tveganje naj bo enako 5%.

Preglednica 10.1: Rezultati merjenja trdnosti betona

28.329	28.386	31.803	29.173	31.973	23.323	33.612
26.409	30.306	24.643	23.788	21.926	36.715	37.433

Rešitev: Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

$$H_0: m_X = 30 \text{ MPa,}$$

$$H_1: m_X \neq 30 \text{ MPa.}$$

Statistika, ki ustreza ničelni domnevi

$$T = \frac{\bar{X} - 30}{S_X^*/\sqrt{n}},$$

je porazdeljena po Studentovi porazdelitvi z $\nu = n - 1 = 13$ prostostnimi stopnjami.

Kritično območje oziroma območje zavrnitve ničelne domneve je $(-\infty, -t_{1-\alpha/2}] \cup [t_{1-\alpha/2}, \infty)$. Vrednost $t_{1-\alpha/2, \nu} = t_{0.975, 13} = 2.160$. Če bo statistika T večja od 2.160 ali manjša od -2.160 , bomo ničelno domnevo zavrnili.

Za izračun statistike moramo najprej izračunati povprečje in varianco oziroma standardni odklon vzorca:

$$\begin{aligned} \bar{X} &= \frac{\sum_{i=1}^{14} x_i}{14} = \frac{28.329 + 28.386 + 31.803 + \dots}{14} = 29.130, \\ S_X^{*2} &= \frac{\sum_{i=1}^{14} (x_i - \bar{X})^2}{13} = \frac{(28.329 - 29.130)^2 + (28.386 - 29.130)^2 + \dots}{13} = 23.543, \\ S_X^* &= \sqrt{S_X^{*2}} = 4.852. \end{aligned}$$

Vrednost statistike T je

$$T = \frac{29.130 - 30}{4.852/\sqrt{14}} = -0.671.$$

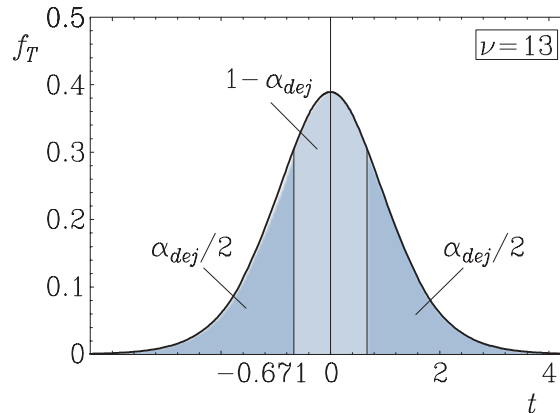
Ker statistika T ni v kritičnem območju, ničelne domneve ne moremo zavrniti. Pričakovana vrednost torej ni statistično značilno različna od 30 MPa. Seveda pa s tem ne želimo trditi, da je pričakovana vrednost enaka 30 MPa.

Včasih želimo določiti dejansko tveganje za zavrnitev ničelne domneve, to je verjetnost α_{dej} , da smo ob

zavrnitvi ničelne domneve naredili napako I. vrste. Iz slike 10.2 vidimo, da je α_{dej} enaka

$$\begin{aligned}\alpha_{dej} &= P[T \leq -0.671 \cup T \geq 0.671] = 2P[T \leq -0.671] = 2P[T \geq 0.671] = \\ &= 2(1 - P[T \leq 0.671]) = 2(1 - F_T(0.671)) = 2 \cdot 0.257 = 0.514,\end{aligned}$$

pri čemer smo upoštevali simetričnost Studentove porazdelitve. Dejansko tveganje, da storimo napako I. vrste in zavrnemo ničelno domnevo, je v tem primeru enako 51.4 %, kar je seveda več od predpisanega tveganja 5 %. Zato ničelne domneve ne zavrnemo. Pričakovana vrednost trdnosti betona ni statistično značilno različna od 30.



Slika 10.2: Določitev dejanskega tveganja α_{dej}

Primer 10.2: Uporabimo iste podatke kot v [prejšnjem primeru 10.1](#). Tokrat preizkusimo ničelno domnevo, da je pričakovana vrednost trdnosti betona enaka 25. Alternativna domneva naj tokrat pravi, da je pričakovana vrednost večja od 25. Tveganje naj bo enako 1 %.

Rešitev: Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

$$H_0: m_X = 25 \text{ MPa},$$

$$H_1: m_X > 25 \text{ MPa}.$$

Statistika, ki ustreza ničelni domnevi

$$T = \frac{\bar{X} - 25}{S_X^*/\sqrt{n}},$$

je porazdeljena po Studentovi porazdelitvi z $\nu = n - 1 = 13$ prostostnimi stopnjami.

Kritično območje oziroma območje zavrnitve ničelne domneve je $[t_{1-\alpha}, \infty)$. Vrednost $t_{1-\alpha, \nu} = t_{0.99, 13} = 2.650$. Če bo statistika T večja od 2.650, bomo ničelno domnevo zavrnili.

Povprečje in standardni odklon vzorca (glej [prejšnji primer](#)) sta

$$\bar{X} = 29.130, \quad S_X^* = 4.852.$$

Vrednost statistike T je

$$T = \frac{29.130 - 25}{4.852/\sqrt{14}} = 3.1849.$$

Ker statistika T leži v kritičnem območju, ničelno domnevo zavrnamo. Pričakovana vrednost je statistično značilno večja od 25 MPa.

10.2 Preizkušanje domneve o razliki med pričakovanima vrednostima dveh populacij

Naši podatki sta dva vzorca: vzorec slučajne spremenljivke X , $X_i, i = 1, \dots, n_X$, in vzorec slučajne spremenljivke Y , $Y_j, j = 1, \dots, n_Y$. Velikosti vzorcev n_X in n_Y sta lahko različni. Iz vzorcev lahko izračunamo povprečja \bar{X} in \bar{Y} ter varianci S_X^{*2} in S_Y^{*2} po enačbah (8.2) in (8.10).

Če se slučajni spremenljivki X in Y porazdelujeta normalno $N(m_X, \sigma_X)$ in $N(m_Y, \sigma_Y)$ z **znanimi** standardnima deviacijama σ_X in σ_Y ter neznanima pričakovanima vrednostma m_X in m_Y , lahko izvedemo preizkus domnev o razliki pričakovanih vrednosti. Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

$$H_0: m_X - m_Y = 0 \text{ oziroma } m_X = m_Y,$$

$$H_1: m_X - m_Y \neq 0 \text{ oziroma } m_X \neq m_Y.$$

V tem primeru tvorimo statistiko U

$$U = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{\frac{\sigma_X^2}{n_X} + \frac{\sigma_Y^2}{n_Y}}}, \quad (10.3)$$

ki je porazdeljena standardizirano normalno. Kritično območje oziroma območje zavrnitve je: $(-\infty, -k_{1-\alpha/2}] \cup [k_{1-\alpha/2}, \infty)$. Če statistika U zavzame vrednost manjšo od $-k_{1-\alpha/2}$ ali pa večjo od $k_{1-\alpha/2}$, ničelno domnevo zavrnamo in s stopnjo značilnosti α trdimo, da velja alternativna domneva.

V primeru, da se slučajni spremenljivki X in Y porazdelujeta normalno $N(m_X, \sigma_X)$ in $N(m_Y, \sigma_Y)$ z **neznano**, vendar **enako**, standardno deviacijo $\sigma_X = \sigma_Y = \sigma$ ter neznanima pričakovanima vrednostima m_X in m_Y , moramo določiti drugo statistiko

$$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{S^* \sqrt{\frac{1}{n_X} + \frac{1}{n_Y}}}, \quad (10.4)$$

ki je porazdeljena po porazdelitvi t z $\nu = n_X + n_Y - 2$ prostostnimi stopnjami. Oceno variance σ^2 izračunamo po naslednji enačbi

$$S^{*2} = \frac{(n_X - 1)S_X^{*2} + (n_Y - 1)S_Y^{*2}}{n_X + n_Y - 2}. \quad (10.5)$$

V primeru, ko neznan standardni deviaciji nista enaki, pa se statistika

$$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{\frac{S_X^{*2}}{n_X} + \frac{S_Y^{*2}}{n_Y}}} \quad (10.6)$$

porazdeljuje približno po porazdelitvi t z ν prostostnimi stopnjami. Število prostostnih stopenj v tem primeru izračunamo z enačbo

$$\nu = \frac{\left(\frac{S_X^{*2}}{n_X} + \frac{S_Y^{*2}}{n_Y}\right)^2}{\frac{(S_X^{*2}/n_X)^2}{n_X - 1} + \frac{(S_Y^{*2}/n_Y)^2}{n_Y - 1}}. \quad (10.7)$$

Kritično območje oziroma območje zavrnitve je v tem primeru: $(-\infty, -t_{1-\alpha/2}] \cup [t_{1-\alpha/2}, \infty)$. Če statistika T zavzame vrednost manjšo od $-t_{1-\alpha/2}$ ali pa večjo od $t_{1-\alpha/2}$, ničelno domnevo zavrnemo in s stopnjo značilnosti α trdimo, da velja alternativna domneva.

Primer 10.3: Dva proizvajalca črpalk sta prodala po 20 črpalk istemu uporabniku. V naslednji preglednici so podatki o trajanju delovanja črpalk pred prvo okvaro.

Preglednica 10.2: Trajanje delovanja črpalk [dni]

A	510	450	478	512	506	485	501	481	452	494
	514	507	487	467	502	508	503	492	502	499
B	510	513	497	506	493	501	547	514	487	490
	495	497	508	493	522	502	527	486	531	497

Ugotovite, ali lahko s 5 % tveganjem trdite, da je pričakovana vrednost trajanja delovanja črpalk prvega proizvajalca nižja od pričakovane vrednosti trajanja delovanja črpalk drugega.

Rešitev: Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

$$H_0: m_{X_1} = m_{X_2},$$

$$H_1: m_{X_1} < m_{X_2}.$$

Statistika, ki ustreza ničelni domnevi

$$T = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\frac{S_{X_1}^{*2}}{n_1} + \frac{S_{X_2}^{*2}}{n_2}}},$$

je porazdeljena po Studentovi porazdelitvi z

$$\nu = \frac{\left(\frac{S_{X_1}^{*2}}{n_1} + \frac{S_{X_2}^{*2}}{n_2}\right)^2}{\frac{(S_{X_1}^{*2}/n_1)^2}{n_1 - 1} + \frac{(S_{X_2}^{*2}/n_2)^2}{n_2 - 1}}$$

prostostnimi stopnjami, kjer sta velikosti vzorca za oba proizvajalca enaki $n_1 = n_2 = 20$, povprečji in standardni deviaciji vzorcev pa sta:

$$\begin{aligned}\bar{X}_1 &= 492.5 \text{ dni}, & S_{X_1}^* &= 18.80 \text{ dni}, \\ \bar{X}_2 &= 505.8 \text{ dni}, & S_{X_2}^* &= 16.05 \text{ dni}.\end{aligned}$$

Kritično območje oziroma območje zavrnitve ničelne domneve je $(-\infty, -t_{1-\alpha, \nu}]$. Število prostostnih stopenj $\nu = 37.09$, meja kritičnega območja pa je $t_{0.95, 37.09} = 1.687$.

Vrednost statistike T je

$$T = \frac{492.5 - 505.8}{\sqrt{\frac{18.80^2}{20} + \frac{16.05^2}{20}}} = -2.406.$$

Ker vrednost statistike $T = -2.406$ leži v kritičnem območju $(-\infty, -1.687]$, moramo ničelno domnevo zavrniti in trdimo, da je pričakovana vrednost trajanja delovanja črpalk prvega proizvajalca statistično značilno krajša od pričakovane vrednosti trajanja delovanja črpalk drugega proizvajalca.

V prikazani rešitvi smo predpostavili, da sta varianci obeh populacij različni. Če bi predpostavili, da sta varianci enaki $\sigma_{X_1} = \sigma_{X_2}$, bi statistiko namesto po enačbah (10.6–10.7) izračunali po enačbah (10.4–10.5).

Število prostostnih stopenj za račun meje kritičnega območja je $\nu = n_1 + n_2 - 2 = 38$, kritično območje je $(-\infty, -1.686]$. Varianco obeh vzorcev S^{*2} izračunamo po enačbi (10.5)

$$S^{*2} = \frac{19 \cdot 18.80^2 + 19 \cdot 16.05^2}{20 + 20 - 2} = 305.53 \quad \rightarrow \quad S^* = 17.48.$$

Statistika T je sedaj enaka

$$T = \frac{492.5 - 505.8}{17.48 \sqrt{\frac{1}{20} + \frac{1}{20}}} = -2.345.$$

Tudi v tem primeru vrednost statistike leži v kritičnem območju, zato ničelno domnevo zavrnemo. Trdimo lahko, da je pričakovana vrednost trajanja delovanja črpalk prvega proizvajalca statistično značilno krajša od pričakovane vrednosti trajanja delovanja črpalk drugega proizvajalca.

Vidimo, da smo v obeh primerih prišli do istega zaključka. Razliko opazimo le, če določimo dejansko tveganje ob zavrnitvi ničelne domneve. Ob predpostavki o enakih variancah, je dejansko tveganje $\alpha_{dej} = 0.0122$, če pa predpostavimo, da sta varianci različni, je tveganje nekoliko nižje $\alpha_{dej} = 0.0106$.

10.3 Preizkušanje domneve o varianci

Za preizkus domneve o varianci σ_X^2 potrebujemo vzorec $X_i, i = 1, \dots, n$ slučajne spremenljivke X , iz katerega lahko izračunamo varianco vzorca S_X^{*2} po enačbi (8.10).

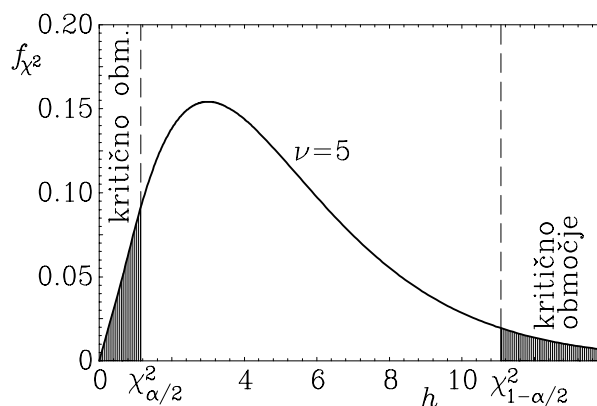
Denimo, da se spremenljivka X porazdeljuje normalno $N(m_X, \sigma_X)$. Postavimo ničelno in alternativno domnevo

$$\begin{aligned} H_0: \sigma_X &= \sigma_0, \\ H_1: \sigma_X &\neq \sigma_0. \end{aligned}$$

Statistika

$$H = \frac{(n-1)S_X^{*2}}{\sigma_0^2} \tag{10.8}$$

je porazdeljena po porazdelitvi χ^2 z $\nu = n - 1$ prostostnimi stopnjami.



Slika 10.3: Porazdelitev statistike H in kritični območji za dvostranski test

Na sliki 10.3 lahko vidimo, da je kritično območje $[0, \chi_{\alpha/2}^2] \cup [\chi_{1-\alpha/2}^2, \infty)$. Če je torej statistika H manjša od $\chi_{\alpha/2}^2$ ali večja od $\chi_{1-\alpha/2}^2$, ničelno domnevo zavrnemo in s stopnjo značilnosti α trdimo, da velja alternativna.

Primer 10.4: Uporabimo iste podatke kot v primeru 10.1. Preizkusimo domnevo, da je varianca trdnosti betona enaka 25. Ugotoviti moramo, ali je pričakovana vrednost statistično značilno različna od 25. Tveganje naj bo enako 5 %.

Rešitev: Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

$$H_0: \sigma_X^2 = 25,$$

$$H_1: \sigma_X^2 \neq 25.$$

Statistika, ki ustreza ničelni domnevi

$$H = \frac{(n-1)S_X^{*2}}{\sigma_X^2},$$

je porazdeljena po porazdelitvi χ^2 z $\nu = n - 1 = 13$ prostostnimi stopnjami.

Kritično območje oziroma območje zavrnitve ničelne domneve je $[0, \chi_{\alpha/2}^2] \cup [\chi_{1-\alpha/2}^2, \infty)$. Meji kritičnega območja sta $\chi_{0,025,13}^2 = 5.009$ in $\chi_{0,975,13}^2 = 24.736$. V primeru 10.1 smo že izračunali varianco vzorca:

$$S_X^{*2} = 23.543,$$

zato lahko izračunamo statistiko H

$$H = \frac{13 \cdot 23.543}{25} = 12.24.$$

Ker vrednost statistike ne leži v kritičnem območju, ničelne domneve ne moremo zavrniti. Varianca ni statistično značilno različna od 25.

10.4 Preizkušanje domneve o razmerju med variancama dveh populacij

Podobno kot pri [preizkusu domneve o razliki med pričakovanimi vrednostima](#), imamo tudi tukaj na voljo dva vzorca $X_i, i = 1, \dots, n_X$ in $Y_j, j = 1, \dots, n_Y$ dveh slučajnih spremenljivk X in Y . Iz vzorcev lahko izračunamo vzorčni varianci S_X^{*2} in S_Y^{*2} po enačbi (8.10).

Pri preizkušanju domnev o razliki v srednjih vrednostih dveh populacij včasih predpostavimo, da sta varianci obeh populacij enaki. To domnevo lahko preizkusimo s **testom homogenosti**, ki ga pogosto imenujemo tudi **test F** . Denimo, da se dve slučajni spremenljivki X in Y porazdeljujeta normalno $N(m_X, \sigma_X)$ in $N(m_Y, \sigma_Y)$ z neznanima standardnima deviacijama σ_X in σ_Y , potem se v **porazdelitvi F** (tudi **Fisher-Snedecorjevi porazdelitvi**) z $\nu_X = n_X - 1$ in $\nu_Y = n_Y - 1$ prostostnimi stopnjami porazdeljuje izraz

$$F = \frac{S_X^{*2}/\sigma_X^2}{S_Y^{*2}/\sigma_Y^2} \tag{10.9}$$

kjer sta S_X^{*2} in S_Y^{*2} varianci vzorcev.

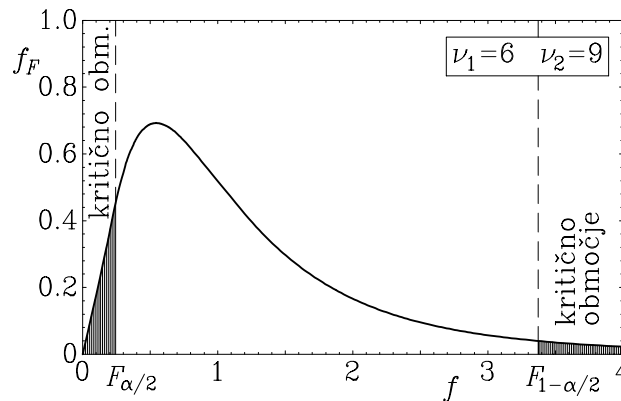
Običajno postavimo ničelno in alternativno domnevo takole:

$$\begin{aligned} H_0: \sigma_X^2 &= \sigma_Y^2, \\ H_1: \sigma_X^2 &\neq \sigma_Y^2. \end{aligned}$$

V tem primeru je testna statistika F

$$F = \frac{S_X^{*2}}{S_Y^{*2}} \quad (10.10)$$

porazdeljena po porazdelitvi F z $\nu_X = n_X - 1$ in $\nu_Y = n_Y - 1$.



Slika 10.4: Porazdelitev statistike F in kritični območji za dvostranski test

Na sliki 10.4 lahko vidimo, da je kritično območje $[0, F_{\alpha/2}] \cup [F_{1-\alpha/2}, \infty)$. Če je torej statistika F manjša od $F_{\alpha/2}$ ali večja od $F_{1-\alpha/2}$, ničelno domnevo zavrnilo in s stopnjo značilnosti α trdimo, da velja alternativna.

Primer 10.5: Uporabimo iste podatke kot v primeru 10.3. Preizkusimo domnevo, da sta varianci trajanja delovanja črpalk dveh proizvajalcev enaki. Ugotoviti moramo, ali je varianca trajanja delovanja črpalk prvega proizvajalca statistično značilno večja od trajanja delovanja črpalk drugega proizvajalca. Tveganje naj bo enako 5 %.

Rešitev: Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

$$\begin{aligned} H_0: \sigma_{X_1}^2 &= \sigma_{X_2}^2, \\ H_1: \sigma_{X_1}^2 &> \sigma_{X_2}^2. \end{aligned}$$

Statistika, ki ustreza ničelni domnevi

$$F = \frac{S_{X_1}^{*2}}{S_{X_2}^{*2}},$$

je porazdeljena po porazdelitvi F z $\nu_1 = n_1 - 1 = 19$ in $\nu_2 = n_2 - 1 = 19$ prostostnimi stopnjami.

Kritično območje oziroma območje zavrnilve ničelne domneve je $[F_{1-\alpha}, \infty)$. Meja kritičnega območja

je $F_{0.95,19,19} = 2.168$. V primeru 10.3 smo že izračunali varianci vzorca:

$$S_{X_1}^{*2} = 353.421, \quad S_{X_2}^{*2} = 257.642,$$

zato lahko izračunamo statistiko F

$$F = \frac{353.421}{257.642} = 1.372.$$

Ker vrednost statistike ne leži v kritičnem območju, ničelne domneve ne moremo zavrniti. Varianca trajanja delovanja črpalk prvega proizvajalca ni statistično značilno večja od variance trajanja delovanja črpalk drugega.

10.5 Preizkušanje domneve o deležu v populaciji

Tu preizkušamo domnevo o verjetnosti p , da populacija ustreza določenemu pogoju. Z ničelno domnevo prepostavimo, da je verjetnost p , da populacija ustreza določenemu pogoju, enaka neki vrednosti p_0 . V tem primeru je vzorec predstavljen z rezultati n Bernoullijevih poskusov, s katerimi ugotavljamo, ali elementi vzorca oziroma populacije ustrezajo izbranemu pogoju. Število *uspešnih poskusov*, pri katerih je bil izpolnjen pogoj, označimo z N_u . Točkovno oceno \hat{p} parametra p izračunamo po enačbi (9.38).

Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

$$H_0: p = p_0,$$

$$H_1: p \neq p_0.$$

Ob predpostavki, da ničelna domneva drži, lahko zapišemo statistiko U (enačba (9.39))

$$U = \frac{\hat{p} - p}{\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}},$$

ki se porazdeljuje približno po standardizirani normalni porazdelitvi. Kritično območje oziroma območje zavrnitve ničelne domneve je $(-\infty, -k_{1-\alpha/2}]$ ali $[k_{1-\alpha/2}, \infty)$. Če je torej statistika $U < -k_{1-\alpha/2}$ ali $U > k_{1-\alpha/2}$, ničelno domnevo zavrnemo in trdimo, da je p statistično značilno različen od p_0 .

Primer 10.6: Volitve 2002. Obravnavajmo predsedniške volitve iz leta 2002, ki smo jih obravnavali že v primeru 9.11. Tokrat preizkusimo ničelno domnevo, da je rezultat volitev $p = 0.5$. Seveda je v tem primeru bolj smiselno, da opravimo enostranski test, saj nas zanima, ali je $p > 0.5$, torej ali kandidat, ki je na vzporednih volitvah dobil več glasov lahko zagotovo upa tudi na končno zmago. Tokrat vzemimo le rezultate enega podjetja, ki je izvajalo vzporedne volitve (na primer CATI: velikost vzorca: $n = 9615$ in $\hat{p} = 0.578$). Ugotovimo, ali lahko ob tveganju $\alpha = 0.001$ zavrnemo ničelno domnevo, da je $p = 0.5$.

Rešitev: Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

$$H_0: p = 0.5,$$

$$\underline{H_1: p > 0.5.}$$

Statistika je v tem primeru enaka

$$U = \frac{\hat{p} - p}{\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}} = \frac{0.578 - 0.5}{\sqrt{\frac{0.5(1-0.5)}{9615}}} = 15.297.$$

Kritično območje za ta enostranski test pa je $[k_{1-\alpha}, \infty)$. Meja kritičnega območja je $k_{1-\alpha} = 3.090$. Ker je vrednost statistike $U = 15.297$ bistveno večja od kritične vrednosti, lahko ničelno domnevo zavrnemo in zaključimo, da je p statistično značilno večji od 0.5, torej da lahko z zelo veliko zanesljivostjo trdimo, da je zmagal kandidat, ki je na vzporednih volitvah dobil več glasov (na teh volitvah je bil to dr. Drnovšek). Dejansko tveganje je v tem primeru izredno majhno: $\alpha_{dej} = 4.0 \cdot 10^{-53}$.

10.6 Preizkušanje skladnosti – test χ^2

Ta test lahko uporabimo pri preizkušanju zelo različnih domnev. Rezultate meritev oziroma vzorec $(X_j, j = 1, \dots, n)$ razvrstimo v k razredov. Tako dobimo opazovana števila elementov v posameznem razredu $\hat{n}_i, i = 1, \dots, k$. Ob predpostavki, da velja ničelna domneva, lahko določimo teoretično število elementov v posameznem razredu $n_i, i = 1, \dots, k$.

H_0 : Vzorec je skladen s predpostavko,

H_1 : Vzorec ni skladen s predpostavko.

Statistika

$$H = \sum_{i=1}^k \frac{(n_i - \hat{n}_i)^2}{n_i} \quad (10.11)$$

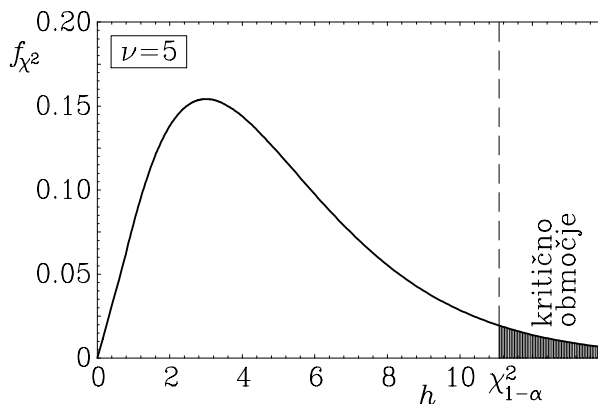
se porazdeljuje po porazdelitvi χ^2 z $\nu = k - p - 1$ prostostnimi stopnjami, kjer je p število parametrov, ki smo jih ocenili iz vzorca. Test χ^2 najpogosteje uporabljamo pri preizkušanju, ali vzorec ustreza predpostavljeni porazdelitvi, pa tudi pri preizkušanju statistične odvisnosti.

Območje zavrnitve ničelne domneve je $[\chi_{1-\alpha}^2, \infty)$ (slika 10.5). Če je statistika H večja od $\chi_{1-\alpha}^2$, ničelno domnevo zavrnemo in trdimo, da vzorec ni skladen s predpostavko.

Primeri ničelnih domnev pri preizkušanju domnev o porazdelitvi populacije:

- H_0 : Slučajna spremenljivka X je porazdeljena normalno,
 H_1 : Slučajna spremenljivka X ni porazdeljena normalno.

Vzorec $X_j, j = 1, \dots, n$ razvrstimo v k razredov. Iz vzorca izračunamo oceni za pričakovano vrednost $\hat{m}_X = \bar{X}$ in standardno deviacijo $\hat{\sigma}_X = S_X^*$, torej je število parametrov, ki smo jih

Slika 10.5: Porazdelitev statistike H pri testu skladnosti

ocenili iz vzorca enako $p = 2$. Glede na izbrane meje razredov določimo teoretične velikosti razredov po naslednji enačbi:

$$n_i = n P[x_{i,min} < X < x_{i,max}]. \quad (10.12)$$

Statistiko H izračunamo po enačbi (10.11) in jo primerjamo z mejno vrednostjo $\chi_{1-\alpha, \nu}^2$, ki jo določimo iz preglednic ali z računalnikom.

- H_0 : Slučajna spremenljivka X je porazdeljena normalno ($m_X = 12$ in $\sigma_X = 3$),
 H_1 : Slučajna spremenljivka X ni porazdeljena normalno ($m_X = 12$ in $\sigma_X = 3$).

Ker sta parametra normalne porazdelitve že podana v ničelni domnevi, ju iz vzorca ni potrebno oceniti. Zato je število parametrov, ki jih ocenimo iz vzorca, enako nič $p = 0$. Sicer je postopek preizkušanja enak, kot v prejšnem primeru.

- H_0 : Igralna kocka je poštena (slučajna spremenljivka X je porazdeljena enakomerno od 1 do 6),
 H_1 : Igralna kocka ni poštena (slučajna spremenljivka X ni porazdeljena enakomerno od 1 do 6).

Slučajna spremenljivka X predstavlja rezultat meta kocke. V tem primeru rezultatov ne razvrstimo v razrede, ampak vsi možni rezultati predstavljajo po en razred. Opazovane velikosti razredov \hat{n}_i so števila posameznih zadetkov (na primer: \hat{n}_1 pove, kolikokrat je padla enica). Teoretična števila elementov v razredih so enaka:

$$n_i = \frac{n}{6}, \quad i = 1, \dots, 6.$$

kjer je n število metov kocke.

Primer 10.7: Proizvajalec tovornjakov trdi, da je življenska doba njegovih tovornjakov normalno porazdeljena s pričakovano vrednostjo $m_X = 350\,000$ km in standardno deviacijo $\sigma_X = 70\,000$ km. Podatke o življenski dobi 40 tovornjakov tega proizvajalca prikazujemo v preglednici 10.3.

Preglednica 10.3: Življenska doba tovornjakov v 1000 km

329	261	367	439	434	471	197	334	427	274
302	232	221	282	296	202	310	322	359	324
327	324	444	344	337	314	488	411	516	304
466	237	388	413	484	344	313	397	323	403

Preizkusite ničelno domnevo, ki pravi, da je življenska doba tovornjakov porazdeljena normalno s pričakovano vrednostjo $m_X = 350\,000$ km in standardno deviacijo $\sigma_X = 70\,000$ km. Tveganje naj bo enako 5 %.

Rešitev: Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

H_0 : Slučajna spremenljivka X je porazdeljena normalno ($m_X = 350, \sigma_X = 70$),

H_1 : Slučajna spremenljivka X ni porazdeljena tako.

Najprej moramo določiti število razredov, v katere razporedimo elemente vzorca iz preglednice 10.3. Za to pogosto uporabimo **Sturgesovo formulo**¹

$$k = 1 + 3.32 \log n,$$

kjer je n velikost vzorca, k pa je število razredov. V tem primeru, ko je velikost vzorca $n = 40$, dobimo

$$k = 1 + 3.32 \log 40 = 6.3 \approx 6.$$

Meje razredov lahko določimo na različne načine. V tem primeru se odločimo za štiri enako široke razrede, najnižji in najvišji razred pa sta ob predpostavki o normalni porazdelitvi neskončno široka. Meje med razredi in razporeditev podatkov iz preglednice 10.3 prikazujemo v naslednji preglednici 10.4.

Preglednica 10.4: Meje razredov in razporeditev podatkov v razrede

Razred i	Meje razredov	Opazovane velikosti razredov \hat{n}_i	Teoretične velikosti razredov n_i
1	$(-\infty, 250]$	5	3.06
2	$(250, 300]$	4	6.44
3	$(300, 350]$	15	10.50
4	$(350, 400]$	4	10.50
5	$(400, 450]$	7	6.44
6	$(450, \infty)$	5	3.06

Teoretične velikosti razredov določimo po enačbi (10.12). Pokažimo izračun teoretične velikosti razre-

¹ H. A. Sturges, The Choise of a Class Interval, J. Amer. Statist. Assoc., Vol. 21, 65–66, 1926.

dov za prva dva razreda.

$$\begin{aligned}n_1 &= n P[X \leq 250] = n F_X(250) = n F_U\left(\frac{250 - 350}{70}\right) = n F_U(-1.4286) = 3.06, \\n_2 &= n P[250 < X \leq 300] = n (F_X(300) - F_X(250)) = \\&= n (F_U(-0.7143) - F_U(-1.4286)) = 6.44.\end{aligned}$$

Teoretične velikosti razredov za vse razrede prikazujemo v preglednici 10.4. Statistiko H izračunamo po enačbi (10.11)

$$H = \sum_{i=1}^k \frac{(n_i - \hat{n}_i)^2}{n_i} = \frac{(3.06 - 5)^2}{3.06} + \frac{(6.44 - 4)^2}{6.44} + \dots = 9.376.$$

Območje zavrnitve ničelne domneve je $[\chi_{1-\alpha, \nu}^2, \infty)$. V našem primeru je število prostostnih stopenj $\nu = k - 1 = 5$, saj iz vzorca nismo določali ocen parametrov populacije. Meja kritičnega območja je $\chi_{0.95, 5}^2 = 11.07$.

Ker statistika ne pade v kritično območje, ničelne hipoteze ne moremo zavrniti. Ne moremo trditi, da porazdelitev ni normalna s pričakovano vrednostjo $m_X = 350\,000$ km in standardno deviacijo $\sigma_X = 70\,000$ km.

Dejansko tveganje je $\alpha_{dej} = 0.095$.

Primer 10.8: Preizkusite ničelno domnevo, da je življenska doba tovornjakov porazdeljena normalno. Uporabimo podatke prejšnjega primera 10.7. Tveganje naj bo enako 5%.

Rešitev: Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

H_0 : Slučajna spremenljivka X je porazdeljena normalno,

H_1 : Slučajna spremenljivka X ni porazdeljena normalno.

Tokrat v ničelni domnevi ni trditve o pričakovani vrednosti in standardni deviaciji. Zato moramo njuni vrednosti oceniti iz vzorca. Povprečje in standardna deviacija vzorca sta

$$\hat{m}_X = \bar{X} = 349.02, \quad \hat{\sigma}_X = S_X^* = 81.71.$$

Teoretične velikosti razredov moramo izračunati glede na iz vzorca ocenjene vrednosti pričakovane vrednosti in standardne deviacije (glej preglednico 10.5)

Statistiko H izračunamo po enačbi (10.11)

$$H = \sum_{i=1}^k \frac{(n_i - \hat{n}_i)^2}{n_i} = \frac{(4.51 - 5)^2}{4.51} + \frac{(6.46 - 4)^2}{6.46} + \dots = 7.691.$$

Območje zavrnitve ničelne domneve je $[\chi_{1-\alpha, \nu}^2, \infty)$. V tem primeru je število prostostnih stopenj $\nu = k - p - 1 = 6 - 2 - 1 = 3$, saj smo tokrat iz vzorca ocenili dva parametra porazdelitve (m_X in σ_X),

Preglednica 10.5: Meje razredov in razporeditev podatkov v razrede

Razred i	Meje razredov	Opazovane velikosti razredov \hat{n}_i	Teoretične velikosti razredov n_i
1	$(-\infty, 250]$	5	4.51
2	$(250, 300]$	4	6.46
3	$(300, 350]$	15	9.22
4	$(350, 400]$	4	9.16
5	$(400, 450]$	7	6.32
6	$(450, \infty)$	5	4.33

zato moramo vzeti, da je $p = 2$. Meja kritičnega območja je $\chi_{0.95,3}^2 = 7.815$.

Ker statistika ne pade v kritično območje, ničelne hipoteze ne moremo zavrniti. Ne moremo trditi, da porazdelitev ni normalna. Dejansko tveganje ob zavrnitvi ničelne domneve je $\alpha_{dej} = 0.0528$, torej le nekoliko višje od izbranega tveganja $\alpha = 0.05$.

Zanimiva je primerjava dejanskega tveganja pri zadnjih dveh primerih. Vidimo, da je dejansko tveganje v primeru, kjer v ničelni domnevi predpostavimo tudi pričakovano vrednost in standardno deviacijo, bistveno višje. Razlog za tako razliko je v bistvenem zmanjšanju števila prostostnih stopenj v primeru, ko smo morali iz vzorca določiti oceni pričakovane vrednosti in standardne deviacije. Rešitev problema bi bilo povečanje števila razredov, ki pa bi ga v primeru tako majhnega vzorca težko izvedli. Ena izmed rešitev je tudi uporaba testa Kolmogorova in Smirnova, ki ga bomo opisali v nadaljevanju.

Primer 10.9: Ugotoviti želimo, ali je igralna kocka goljufiva.

Igralno kocko vržemo 240-krat in beležimo rezultate, ki jih prikazujemo v preglednici 10.6. Tveganje naj bo enako 5 %.

Rešitev: Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

H_0 : Igralna kocka je poštena (slučajna spremenljivka je porazdeljena enakomerno),

H_1 : Igralna kocka ni poštena.

V tem primeru imamo šest razredov, vsak različen rezultat pri metu kocke razvrstimo v svoj razred. Ob predpostavki, da ničelna domneva velja, so teoretične velikosti vseh razredov enake

$$n_i = n P[X = x_i] = n \frac{1}{6} = 40.$$

Rezultate metov kocke, podane v preglednici 10.6, razvrstimo v šest razredov. Opazovane in teoretične velikosti razredov prikazujemo v preglednici 10.7.

Preglednica 10.6: Rezultati 240 metov sumljive igralne kocke

6	6	1	4	4	6	3	4	1	6	2	3	6	5	6	3	2	3	5	6	1	2	6	3
6	3	3	6	1	5	2	6	6	2	6	4	6	3	2	6	1	2	2	2	6	2	4	3
1	4	3	1	4	2	4	5	4	1	5	5	2	3	6	1	4	5	4	1	3	3	3	2
5	5	4	1	2	6	4	3	5	1	2	3	1	2	1	2	4	1	5	3	2	3	2	5
2	6	6	6	3	6	2	6	6	4	1	6	6	2	1	3	5	3	5	6	5	6	3	4
5	6	3	6	3	5	1	1	3	4	1	5	6	3	2	2	6	2	5	6	4	6	6	6
6	2	4	4	1	4	6	6	1	5	5	4	6	2	3	3	2	6	2	2	6	3	2	5
1	2	5	4	3	6	5	5	2	1	3	3	2	6	2	5	3	5	2	4	3	4	1	1
6	5	1	2	2	2	6	6	4	6	3	3	3	5	2	1	2	1	3	3	3	6	6	5
3	5	6	3	6	1	2	4	4	6	5	4	6	5	3	4	6	6	2	1	6	6	5	4

Statistiko H izračunamo po enačbi (10.11)

$$H = \sum_{i=1}^k \frac{(n_i - \hat{n}_i)^2}{n_i} = \frac{(40 - 31)^2}{40} + \frac{(40 - 43)^2}{40} + \dots = 13.5.$$

Območje zavrnitve ničelne domneve je $[\chi_{1-\alpha, \nu}^2, \infty)$. V našem primeru je število prostostnih stopenj $\nu = k - 1 = 5$. Meja kritičnega območja je $\chi_{0.95, 5}^2 = 11.07$.

Preglednica 10.7: Velikosti razredov pri preizkušanju igralne kocke

Rezultat	Opazovane velikosti razredov	Teoretične velikosti razredov
i	\hat{n}_i	n_i
1	31	40
2	43	40
3	43	40
4	31	40
5	34	40
6	58	40

Ker vrednost statistike $H = 13.5$ pade v kritično območje $[11.07, \infty)$, moramo ničelno domnevo zavrniti. S petodstotnim tveganjem lahko trdimo, da kocka ni poštena.

(Dejansko so bili rezultati meta kocke, prikazani v preglednici 10.6, generirani z računalnikom. Predpostavljeno je bilo, da so verjetnosti, da pade 1, 2, 3, 4 ali 5 enake 0.15, medtem ko je verjetnost, da pade 6 enaka 0.25. Ta kocka je torej zares goljufiva.)

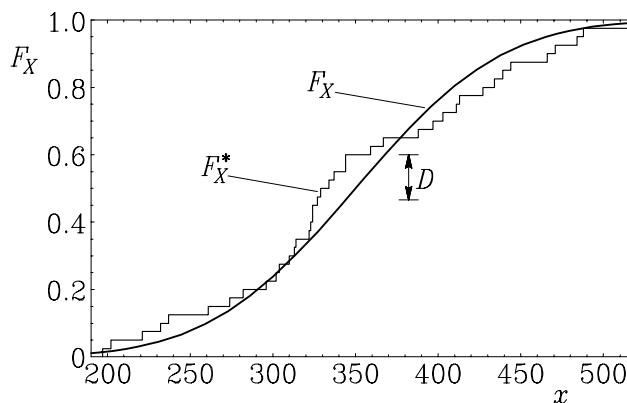
10.7 Preizkus Kolmogorova in Smirnova

Cilj tega preizkusa je enak kot pri preizkusu χ^2 : Ugotoviti želimo, ali lahko na podlagi vzorca zavrnemo ničelno domnevo o porazdelitvi populacije. Zato je ničelna domneva enaka, kot pri testu χ^2 :

H_0 : Slučajna spremenljivka X je porazdeljena po določeni porazdelitvi,

H_1 : Slučajna spremenljivka X ni porazdeljena tako.

Test Kolmogorova in Smirnova temelji na porazdelitveni funkciji $F_X(x)$ in empirični porazdelitveni funkciji $F_X^*(x_j)$.



Slika 10.6: Test Kolmogorova in Smirnova

Vrednosti elementov vzorca x_j , $j = 1, \dots, n$ razvrstimo po velikosti od najmanjše vrednosti proti največji in tvorimo empirično porazdelitveno funkcijo

$$F_X^*(x_j) = j/n, \quad (10.13)$$

kjer j predstavlja zaporedno številko elementa v razvrščenem vzorcu. Graf empirične porazdelitvene funkcije je stopničast, kot kaže tudi slika (10.6).

Statistiko D določimo tako, da poiščemo največjo absolutno razliko med porazdelitveno funkcijo $F_X(x_j)$ in $F_X^*(x_j)$

$$D_n = \max_{j=1}^n |F_X(x_j) - F_X^*(x_j)|. \quad (10.14)$$

Če je statistika D_n večja od mejne vrednosti pri določenem tveganju α , ki jo odčitamo iz preglednic ali pa jo izračunamo z računalnikom, moramo ničelno domnevo zavrniti in lahko s tveganjem α trdimo, da porazdelitev ni taka, kot pravi ničelna domneva. Vrednost n je enaka velikosti vzorca, torej številu elementov vzorca.

V primerjavi s testom χ^2 ima test Kolmogorova in Smirnova bistveno prednost, da elemente vzorca ni

potrebno razvrščati v razrede. Število in širine razredov lahko namreč bistveno vplivajo na rezultat testa χ^2 . Zato je tudi potrebna velikost vzorca n za učinkovito uporabo tega testa manjša kot v primeru testa χ^2 .

Pomanjkljivost tega testa je, da ga lahko zanesljivo uporabimo le za zvezne porazdelitve, katerih parametre poznamo. Če moramo parametre predpostavljene porazdelitve oceniti iz vzorca, test ne da točne ocene tveganja pri zavrnitvi ničelne domneve. Kljub temu ta test uporabljamo tudi za diskretne porazdelitve in tudi v primeru, da moramo parametre porazdelitve izračunati iz vzorca. Nekatere pomanjkljivosti testa Kolmogorova in Smirnova odpravlja test [Anderson-Darling](#), ki pa obstaja le za določene porazdelitve.

Primer 10.10: *S preizkusom Kolmogorova in Smirnova preizkusite ničelno domnevo, ki pravi, da je življenska doba tovornjakov porazdeljena normalno s pričakovano vrednostjo $m_X = 350\,000$ km in standardno deviacijo $\sigma_X = 70\,000$ km.*

Uporabimo podatke [primera 10.7](#). Tveganje naj bo enako 5 %.

Rešitev: Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

H_0 : Slučajna spremenljivka X je porazdeljena normalno ($m_X = 350, \sigma_X = 70$),

H_1 : Slučajna spremenljivka X ni porazdeljena tako.

Elemente vzorca, prikazanega v preglednici [10.3](#), razvrstimo po velikosti. Sedaj lahko določimo vrednosti empirične porazdelitvene funkcije F_X^* po enačbi [\(10.13\)](#) ter vrednost statistike D po enačbi [\(10.14\)](#).

Preglednica 10.8: Določitev statistike D v preizkusu Kolmogorova in Smirnova

i	x_i	$F_X^*(x_i)$	$F_X(x_i)$	ΔF_X	i	x_i	$F_X^*(x_i)$	$F_X(x_i)$	ΔF_X
1	197	0.025	0.0144	0.0106	21	334	0.525	0.4096	0.1154
2	202	0.050	0.0172	0.0328	22	337	0.550	0.4263	0.1237
3	221	0.075	0.0327	0.0423	23	344	0.575	0.4658	0.1092
4	232	0.100	0.0459	0.0541	24	344	0.600	0.4658	0.1342
5	237	0.125	0.0532	0.0718	25	359	0.625	0.5512	0.0738
6	261	0.150	0.1018	0.0482	26	367	0.650	0.5959	0.0541
7	274	0.175	0.1388	0.0362	27	388	0.675	0.7064	0.0314
8	282	0.200	0.1657	0.0343	28	397	0.700	0.7490	0.0490
9	296	0.225	0.2202	0.0048	29	403	0.725	0.7755	0.0505
10	302	0.250	0.2464	0.0036	30	411	0.750	0.8082	0.0582
11	304	0.275	0.2555	0.0195	31	413	0.775	0.8159	0.0409
12	310	0.300	0.2839	0.0161	32	427	0.800	0.8643	0.0643
13	313	0.325	0.2986	0.0264	33	434	0.825	0.8849	0.0599
14	314	0.350	0.3035	0.0465	34	439	0.850	0.8982	0.0482
15	322	0.375	0.3446	0.0304	35	444	0.875	0.9103	0.0353
16	323	0.400	0.3499	0.0501	36	466	0.900	0.9513	0.0513
17	324	0.425	0.3552	0.0698	37	471	0.925	0.9581	0.0331
18	324	0.450	0.3552	0.0948	38	484	0.950	0.9722	0.0222
19	327	0.475	0.3712	0.1038	39	488	0.975	0.9757	0.0007
20	329	0.500	0.3821	0.1179	40	516	1.000	0.9911	0.0089

Z ΔF_X smo označili $|F_X^*(x_i) - F_X(x_i)|$.

Iz preglednice 10.8 lahko odčitamo, da je vrednost statistike $D = 0.1342$. Kritično območje oziroma območje zavrnitve ničelne domneve je $[0.2102, 1]$, kar lahko odčitamo iz [preglednice Kolmogorova in Smirnova](#).

Ker vrednost statistike ne leži v območju zavrnitve ničelne domneve, je ne moremo zavrniti. Ne moremo trditi, da slučajna spremenljivka X (življenska doba tovornjakov) ni porazdeljena normalno s pričakovano vrednostjo $m_X = 350\,000$ km in standardno deviacijo $\sigma_X = 70\,000$ km.

Dejansko tveganje ob zavrnitvi ničelne domneve je enako $\alpha_{dej} = 0.415$, kar bi bilo izredno visoko tveganje. V tem primeru se je pokazalo, da je preizkus Kolmogorova in Smirnova boljši od preizkusa skladnosti s porazdelitvijo χ^2 , kjer je bilo dejansko tveganje precej blizu izbranega tveganja $\alpha = 0.05$. Prednost preizkusa Kolmogorova in Smirnova je posebej očitna pri relativno majhnih vzorcih, pri katerih je razporeditev elementov v razrede lahko težavna.

(Vzorec vrednosti življenjskih dob tovornjakov, prikazan v preglednici 10.3, je bil dejansko generiran z računalnikom. Predpostavljeno je bilo, da je porazdelitev normalna s pričakovano vrednostjo $m_X = 350$ tisoč km in standardno deviacijo $\sigma_X = 70$ tisoč km.)

11 Bivariatna analiza

V tem poglavju obravnavamo statistično analizo slučajnega vektorja dveh slučajnih spremenljivk. Iz vzorca in z uporabo ustreznih statističnih metod lahko ugotovimo, ali sta dve slučajni spremenljivki statistično značilno medsebojno odvisni. Drugi del tega poglavja opisuje analizo linearne povezanosti dveh slučajnih spremenljivk.

Vzorec običajno sestavljajo pari vrednosti slučajnih spremenljivk: $X_i, Y_i, i = 1, \dots, n$, kjer je n velikost vzorca.

11.1 Preizkušanje statistične odvisnosti

Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

H_0 : spremenljivki X in Y sta neodvisni,

H_1 : spremenljivki X in Y sta odvisni.

Za preizkušanje domneve o statistični povezanosti med dvema slučajnima spremenljivkama X in Y na osnovi vzorčnih podatkov uporabimo test χ^2 . Ta test temelji na primerjavi empiričnih (dejanskih) frekvenc s teoretičnimi frekvencami. Vzorec slučajnega vektorja $X_l, Y_l, l = 1, \dots, n$ razporedimo v razrede (k_X razredov za spremenljivko X in k_Y razredov za spremenljivko Y). Števila elementov vzorca v razredih, to so empirične oziroma dejanske frekvence $\hat{n}_{ij}, i = 1, \dots, k_X, j = 1, \dots, k_Y$, prikažemo v **kontingenčni preglednici** (preglednica 11.1).

Teoretične frekvence oziroma teoretične velikosti razredov n_{ij} v kontingenčni preglednici izračunamo po naslednji enačbi:

$$n_{ij} = n P[(X = x_i) \cap (Y = y_j)]. \quad (11.1)$$

Z izrazom $(X = x_i) \cap (Y = y_j)$ opišemo dogodek, da slučajna spremenljivka X zavzame vrednost v i -tem razredu, slučajna spremenljivka Y pa v j -tem razredu.

Ob predpostavki, da velja ničelna hipoteza, da sta slučajni spremenljivki X in Y neodvisni, lahko verje-

tnost produkta dogodkov $(X = x_i) \cap (Y = y_j)$ zapišemo kot produkt verjetnosti

$$P[X = x_i \cap Y = y_j] = P[X = x_i]P[Y = y_j].$$

Preglednica 11.1: Dejanske velikosti razredov

Spremenljivka Y	Spremenljivka X				Vsota za vse razrede Y
	1	2	...	k_X	
1	\hat{n}_{11}	\hat{n}_{21}	...	$\hat{n}_{k_X 1}$	\hat{n}_{Y1}
2	\hat{n}_{12}	\hat{n}_{22}	...	$\hat{n}_{k_X 2}$	\hat{n}_{Y2}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
k_Y	$\hat{n}_{1 k_Y}$	$\hat{n}_{2 k_Y}$...	$\hat{n}_{k_X k_Y}$	$\hat{n}_{Y k_Y}$
Vsota za vse razrede X	\hat{n}_{X1}	\hat{n}_{X2}	...	$\hat{n}_{X k_X}$	n

Verjetnosti, da je $X = x_i$ oziroma $Y = y_j$ lahko ocenimo iz vzorca:

$$P[X = x_i] = \frac{\hat{n}_{X i}}{n} \quad \text{in} \quad P[Y = y_j] = \frac{\hat{n}_{Y j}}{n}. \quad (11.2)$$

Če enačbi (11.2) upoštevamo v enačbi (11.1), lahko zapišemo končni izraz za določitev teoretičnih velikosti razredov n_{ij}

$$n_{ij} = \frac{\hat{n}_{X i} \hat{n}_{Y j}}{n}. \quad (11.3)$$

Sestavimo kontingenčno preglednico teoretičnih frekvenc n_{ij} ter jih s statistiko H primerjamo z dejanskimi:

$$H = \sum_{i=1}^{k_X} \sum_{j=1}^{k_Y} \frac{(n_{ij} - \hat{n}_{ij})^2}{n_{ij}}. \quad (11.4)$$

Statistika H se porazdeljuje po porazdelitvi χ^2 z $\nu = (k_X - 1)(k_Y - 1)$ prostostnimi stopnjami.

Kritično območje za zavrnitev ničelne domneve je $[\chi_{1-\alpha, \nu}^2, \infty)$. Če je statistika $H > \chi_{1-\alpha, \nu}^2$, ničelno domnevo zavrnemo in trdimo, da sta slučajni spremenljivki statistično značilno medsebojno odvisni.

Primer 11.1: Anketirance, ki jih razporedimo po starosti v tri skupine (mlajši, srednji, starejši), vprašamo, kaj si mislijo o nekem ukrepu našega župana. Možna sta dva odgovora: "za" ali "proti". Rezultate podajamo v naslednji kontingenčni preglednici.

Preglednica 11.2: Dejanske velikosti razredov

Mnenje o ukrepu	Starost			Vsota
	mlajši	srednji	starejši	
za	182	213	203	598
proti	154	138	110	402
Vsota	336	351	313	1000

Ugotoviti želimo ali starost meščanov vpliva na mnenje o ukrepu župana. Tveganje naj bo enako 5 %.

Rešitev: Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

H_0 : Mnenje o ukrepu je neodvisna od starosti meščanov,

H_1 : Mnenje o ukrepu je odvisna od starosti meščanov.

Statistiko H bomo določili po enačbi (11.4). Zato moramo najprej izračunati teoretične velikosti razredov n_{ij} po enačbi (11.3), ki jih prikazujemo v naslednji preglednici.

Preglednica 11.3: Teoretične velikosti razredov

Mnenje o ukrepu	Starost			Vsota
	mlajši	srednji	starejši	
za	200.9	209.9	187.2	598
proti	135.1	141.1	125.8	402
Vsota	336	351	313	1000

Glede na tveganje $\alpha = 0.05$ lahko zapišemo kritično območje: $[\chi_{1-\alpha, \nu}^2, \infty)$, kjer je število prostostnih stopenj enako

$$\nu = (3 - 1)(2 - 1) = 2.$$

Če bo statistika H večja od $\chi_{1-\alpha, \nu}^2$, ničelno hipotezo zavrnilo in trdimo, da sta mnenje o ukrepu in starost anketirancev odvisni slučajni spremenljivki. Mejo kritičnega območja odčitamo iz preglednic ali izračunamo z računalniškim programom (na primer EXCEL) $\chi_{1-\alpha, \nu}^2 = \chi_{0.95, 2}^2 = 5.991$.

Statistika H je

$$H = \sum_{i=1}^{k_X} \sum_{j=1}^{k_Y} \frac{(n_{ij} - \hat{n}_{ij})^2}{n_{ij}} = \frac{(200.9 - 182)^2}{200.9} + \frac{(209.9 - 213)^2}{209.9} + \dots + \frac{(125.8 - 110)^2}{125.8} = 7.878.$$

Ker je $H = 7.878 > \chi_{0.95, 2}^2 = 5.991$, ničelno hipotezo zavrnilo in trdimo, da je mnenje o ukrepu statistično značilno odvisno od starosti meščanov.

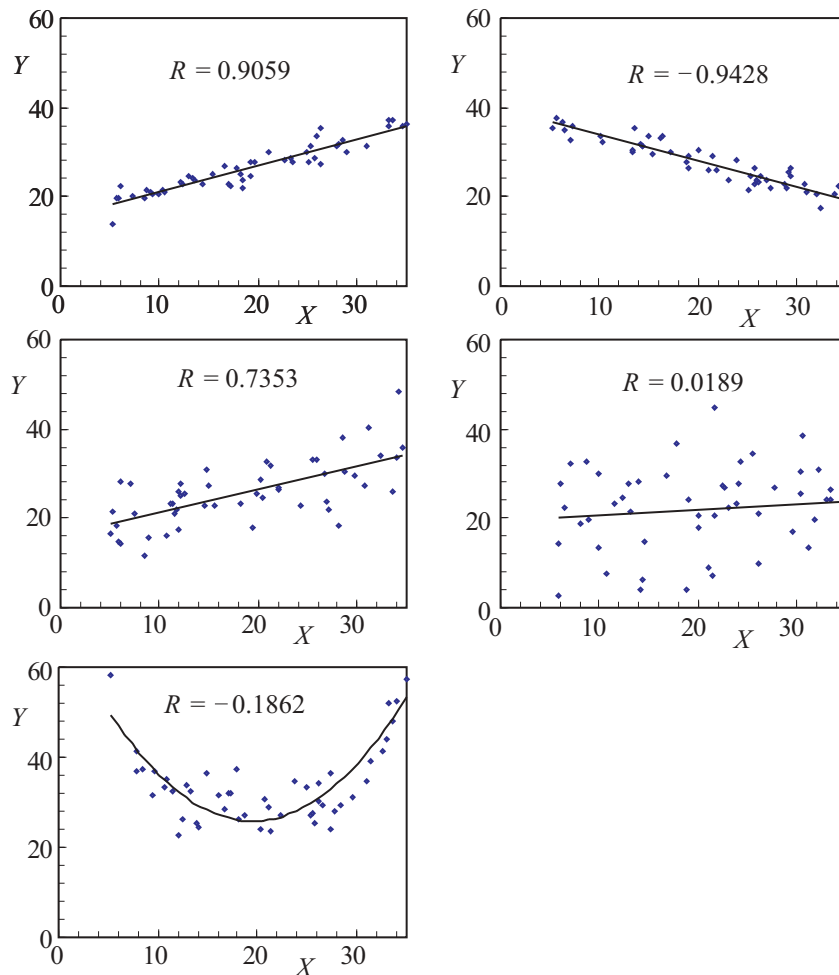
Ugotovimo še dejansko tveganje ob zavrnitvi ničelne hipoteze! Iz porazdelitvene funkcije porazdelitve F_{χ^2} (glej sliko 10.5) lahko izračunamo

$$1 - \alpha = F_{\chi^2}(7.878) \rightarrow \alpha = 1 - F_{\chi^2}(7.878) = 1 - 0.9805 = 0.0195.$$

Tveganje je torej nekoliko pod 2 %. Ker je to tveganje nižje od predpisanega tveganja $\alpha = 5\%$, smo ničelno hipotezo zavrnili.

11.2 Preizkušanje linearne povezanosti

Povezanost med dvema številskima spremenljivkama grafično ponazorimo z razsevnim grafom (slika 11.1).



Slika 11.1: Vzorci X in Y z različno linearno povezanostjo

Linearno povezanost med dvema spremenljivkama merimo s **kovarianco** (glej tudi primera 6.3 in 6.4):

$$\sigma_{XY} = \sum_{i=1}^{n_X} \sum_{j=1}^{n_Y} (x_i - m_X)(y_j - m_Y) p_{XY}(x_i, y_j)$$

oziroma

$$\sigma_{XY} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - m_X)(y - m_Y) f_{XY}(x, y) dx dy.$$

Brezdimenzijska mera linearne povezanosti je Pearsonov **koeficient korelacije**:

$$\rho_{XY} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}.$$

Iz vzorčnih podatkov $X_i, Y_i, i = 1, \dots, n$ lahko ocenimo kovarianco po naslednji enačbi:

$$\hat{\sigma}_{XY} = S_{XY} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}),$$

kjer je n število opazovanj v vzorcu, \bar{X} povprečje vzorca X_i in \bar{Y} povprečje vzorca Y_i .

Ocena koeficienta korelacije pa je

$$\hat{\rho}_{XY} = R_{XY} = \frac{S_{XY}}{S_X S_Y} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

Pomen parametra ρ_{XY} oziroma R_{XY} za različne vzorce prikazujemo na sliki 11.1. V primerih, kjer je parameter R blizu nič, lahko govorimo o zelo slabi linearni povezanosti. Če se R približuje vrednosti ena, sta spremenljivki močno pozitivno linearno povezani, če pa se približuje vrednosti -1 , sta spremenljivki močno negativno linearno povezani.

Statistično sklepanje o linearni povezanosti. Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

$H_0: \rho_{XY} = 0$ (spremenljivki nista linearno povezani)

$H_1: \rho_{XY} \neq 0$ (spremenljivki sta linearno povezani)

Statistika T

$$T = \frac{R_{XY} \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-R_{XY}^2}} \tag{11.5}$$

se v tem primeru porazdeljuje po Studentovi porazdelitvi t z $\nu = n - 2$ prostostnimi stopnjami. Kritično območje oziroma območje zavrnitve je $(-\infty, -t_{1-\alpha/2}], [t_{1-\alpha/2}, \infty)$. Če je torej vrednost statistike T manjša od $-t_{1-\alpha/2}$ ali večja od $t_{1-\alpha/2}$, lahko s tveganjem α zaključimo, da sta spremenljivki statistično značilno linearno povezani.

11.3 Regresija

Regresijska funkcija $\hat{Y} = f(X)$ opisuje, kakšen je vpliv spremenljivke X na Y brez drugih vplivov, ki so lahko posledica vpliva drugih spremenljivk ali slučajnega odstopanja. Slučajno spremenljivko Y lahko zapišemo kot vsoto dveh spremenljivk

$$Y = \hat{Y} + \varepsilon = f(X) + \varepsilon,$$

kjer spremenljivko X imenujemo neodvisna spremenljivka, slučajno spremenljivko Y pa odvisna spremenljivka ter ε napaka (ali slučajno odstopanje). Neodvisna spremenljivka X je deterministična ali slučajna. Pogledjmo dva primera:

1. Ugotavljamo zvezo med trdnostjo zemljine Y in globino od površja X . Glede na to, da si globino lahko sami izberemo, lahko privzamemo, da je neodvisna slučajna spremenljivka deterministična.
2. Analiziramo, kako sta povezana elastični modul X in trdnost Y betona. V tem primeru moramo narediti preizkus, kjer na istem preizkušancu najprej izmerimo elastični modul, nato pa še trdnost. V tem primeru sta obe spremenljivki slučajni.

Običajno predpostavimo, da se ε porazdeljuje normalno s pričakovano vrednostjo 0 in standardno deviacijo σ

$$E[\varepsilon] = 0 \quad \text{var}[\varepsilon] = \sigma^2.$$

11.3.1 Linearna regresija

V primeru, da je regresijska funkcija linearna

$$\hat{Y} = f(X) = a + bX,$$

zapišemo regresijsko enačbo takole:

$$Y = \hat{Y} + \varepsilon = f(X) + \varepsilon = a + bX + \varepsilon.$$

Za posamezni element vzorca X_i in Y_i zapišemo naslednjo regresijsko enačbo:

$$Y_i = \hat{Y}_i + \varepsilon_i = a + bX_i + \varepsilon_i.$$

Z regresijo določimo tiste vrednosti ocen \hat{a} in \hat{b} , da je prileganje regresijske premice elementom vzorca čimboljše. Če za določitev ocene parametrov \hat{a} in \hat{b} uporabimo **metodo najmanjših kvadratov**, moramo poiskati minimum funkcije $S(a, b)$, ki predstavlja vsoto kvadratov odstopanj ε_i

$$S(a, b) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - (a + bX_i))^2.$$

Funkcijo $S(a, b)$ odvajamo po a in b in zahtevamo, da so ti odvodi enaki nič

$$\frac{\partial S}{\partial a} = \sum_{i=1}^n 2(Y_i - \hat{a} - \hat{b} X_i)(-1) = 0,$$

$$\frac{\partial S}{\partial b} = \sum_{i=1}^n 2(Y_i - \hat{a} - \hat{b} X_i)(-X_i) = 0.$$

Po preureditvi zgornjih izrazov dobimo sistem dveh linearnih enačb z dvema neznakama \hat{a} in \hat{b} . Temu sistemu pravimo tudi sistem **normalnih enačb**:

$$n \hat{a} + \left(\sum_{i=1}^n X_i \right) \hat{b} = \sum_{i=1}^n Y_i,$$

$$\left(\sum_{i=1}^n X_i \right) \hat{a} + \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 \right) \hat{b} = \sum_{i=1}^n Y_i X_i,$$

ki ga lahko zapišemo tudi v matrični obliki

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n X_i \\ \sum_{i=1}^n X_i & \sum_{i=1}^n X_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n Y_i \\ \sum_{i=1}^n Y_i X_i \end{bmatrix}.$$

Sistem linearnih enačb lahko rešimo na različne načine. Morda najbolj običajen način je reševanje z Gaussovo eliminacijo, tako da sistem preoblikujemo tako, da je matrika sistema zgornja trikotna. Prvo enačbo pomnožimo z $-\sum_{i=1}^n X_i/n$ in prištejemo drugi enačbi:

$$n \hat{a} + \left(\sum_{i=1}^n X_i \right) \hat{b} = \sum_{i=1}^n Y_i,$$

$$0 \hat{a} + \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2 \right) \hat{b} = \sum_{i=1}^n Y_i X_i - \left(\sum_{i=1}^n Y_i \right) \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i \right). \quad (11.6)$$

Iz druge enačbe v sistemu (11.6) lahko določimo oceno \hat{b}

$$\hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i X_i - \left(\sum_{i=1}^n Y_i \right) \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)}{\sum_{i=1}^n X_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2}.$$

Če imenovalc in števec delimo z n in upoštevamo enačbi (2.7) in (2.16), dobimo

$$\hat{b} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i X_i - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n Y_i \right) \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \frac{1}{n^2} \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i X_i - \bar{Y} \bar{X}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2} = \frac{S_{XY}}{S_X^2}. \quad (11.7)$$

Uporabimo še prvo enačbo iz sistema (11.6) in določimo oceno parametra \hat{a}

$$\hat{a} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \hat{b} = \bar{Y} - \bar{X} \hat{b} = \bar{Y} - \frac{S_{XY}}{S_X^2} \bar{X} \quad (11.8)$$

Oceni parametrov \hat{a} in \hat{b} sta slučajni spremenljivki, za katere lahko zapišemo srednji vrednosti in varianci:

$$\begin{aligned} E[\hat{a}] &= a & \text{var}[\hat{a}] &= \frac{\sigma^2}{n} \left(1 + \frac{\bar{X}^2}{S_X^2} \right) \\ E[\hat{b}] &= b & \text{var}[\hat{b}] &= \frac{\sigma^2}{S_X^2 n} \end{aligned} \quad (11.9)$$

Izraza za srednji vrednosti pričata, da sta obe oceni nepristranski. Iz izrazov za varianco pa vidimo, da velikost odstopanj ε , ki se odraža z varianco σ^2 vpliva na povečanje variance obeh ocen, medtem ko ta varianca pada z velikostjo vzorca n .

Varianci obeh ocen parametrov smo izrazili z varianco σ^2 slučajne spremenljivke ε , ki predstavlja odstopanja elementov vzorca od modela oziroma regresijske premice. Te variance običajno ne poznamo, zato jo moramo oceniti iz vzorca. Nepristransko oceno $\hat{\sigma}^2$ določimo po naslednji enačbi

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{a} - \hat{b} X_i)^2 = \frac{n}{n-2} S_Y^2 (1 - R_{XY}^2), \quad (11.10)$$

kjer smo pri računu variance delili z $n-2$, saj se je število prostostnih stopenj pri določitvi dveh ocen parametrov \hat{a} in \hat{b} zmanjšalo za dve.

Preizkušanje domneve o vrednosti koeficienta b . Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

$$\begin{aligned} H_0: & b = b_0, \\ H_1: & b \neq b_0. \end{aligned}$$

Testna statistika T je normirana ocena parametra \hat{b} tako, da ima srednjo vrednost enako nič in standardno deviacijo ena. Če namesto variance σ^2 zapišemo njeno oceno $\hat{\sigma}^2$ in uporabimo enačbi (11.7) in (11.10),

dobimo naslednji izraz

$$T = \frac{\hat{b} - E[\hat{b}]}{\sqrt{\text{var}[\hat{b}]}} = \frac{\hat{b} - b_0}{\frac{\sigma}{S_X \sqrt{n}}} = \frac{\frac{S_{XY}}{S_X^2} - b_0}{\frac{\sqrt{n}}{\sqrt{n-2}} S_Y \sqrt{1 - R_{XY}^2} \frac{1}{S_X \sqrt{n}}}.$$

Ta statistika se porazdeljuje po porazdelitvi t z $\nu = n - 2$ prostostnimi stopnjami. Z ničelno domnevo najpogosteje predpostavimo, da je $b = 0$, kar ustreza predpostavki, da sta slučajni spremenljivki X in Y linearno neodvisni. V tem primeru lahko iz zgornjega izraza izpeljemo enačbo za določitev statistike T

$$T = \frac{S_{XY}}{S_X S_Y} \frac{\sqrt{n-2}}{\sqrt{1 - R_{XY}^2}} = \frac{R_{XY} \sqrt{n-2}}{\sqrt{1 - R_{XY}^2}}, \quad (11.11)$$

ki smo jo že uporabili pri preizkušanju domnev o linearni neodvisnosti med dvema slučajnima spremenljivkama.

Primer 11.2: V naslednji preglednici podajamo letne povprečne koncentracije žveplovega dioksida SO_2 v Mariboru za obdobje od 1992 do 2002. Glavni vir onesnaženja z žveplovim dioksidom so termocentrale, ki za gorivo uporabljajo premog (pri nas Šoštanj in Trbovlje), manjši izvori pa so termocentrale oziroma toplarne, ki za gorivo uporabljajo nafto. Mejna vrednost povprečne letne koncentracije SO_2 po Direktivi Sveta EU (99/30/EEC) je enaka $20 \mu\text{g}/\text{m}^3$.

Preglednica 11.4: Letne povprečne koncentracije SO_2 v Mariboru v $\mu\text{g}/\text{m}^3$

Leto	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002
SO_2	47	42	30	28	24	23	18	17	13	10	8

Vir: Onesnaženost zraka v Sloveniji v letu 2002, Poročilo Agencije Republike Slovenije za okolje (ARSO), Ministrstvo za okolje in prostor

Določimo oceni za parametra \hat{a} in \hat{b} linearne regresije. Če bi veljal linearni model, katerega leta bi bila koncentracija enaka nič? Določimo oceno standardne deviacije odstopanj od modela $\hat{\sigma}$ in preizkusimo domnevo o parametru b oziroma domnevo o linearni neodvisnosti med spremenljivkama. Tveganje naj bo enaodstotno.

Rešitev: Preden začnemo z reševanjem naloge, bomo vrednosti za leta spremenili tako, da bodo leta (spremenljivka X) tekla od 0 do 10. To naredimo zato, da vrednosti S_X^2 , S_{XY} in ocene parametra \hat{a} ne bodo prevelike številke. Povprečno letno koncentracijo SO_2 označimo z Y . Nove podatke podajamo v preglednici 11.5, skupaj z rezultati za vrednost modela in odstopanj od modela.

Preglednica 11.5: Letne povprečne koncentracije SO₂, linearni model in odstopanja

X	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Y	47	42	30	28	24	23	18	17	13	10	8
Model	41.91	38.26	34.60	30.95	27.29	23.64	19.98	16.33	12.67	9.02	5.36
Odstopanja	-5.09	-3.75	4.60	2.95	3.29	0.64	1.98	-0.67	-0.33	-0.98	-2.64

Oceni parametrov \hat{a} in \hat{b} ter oceno standardne deviacije $\hat{\sigma}$ določimo iz enačb (11.7), (11.8) in (11.10). Iz vrednosti osnovnih statistik za dane podatke

$$\begin{aligned}\bar{X} &= 5, & \bar{Y} &= 23.636, \\ S_X^2 &= 10, & S_Y^2 &= 142.050, \\ S_{XY} &= -36.545 & R_{XY} &= -0.9696\end{aligned}$$

lahko izračunamo ocene

$$\begin{aligned}\hat{b} &= \frac{S_{XY}}{S_X^2} = \frac{-36.545}{10} = -3.6545, \\ \hat{a} &= \bar{Y} - \hat{b}\bar{X} = 23.636 - (-3.655 \cdot 5) = 41.909, \\ \hat{\sigma}^2 &= \frac{n}{n-2} S_Y^2 (1 - R_{XY}^2) = \frac{11}{9} \cdot 142.050 \cdot (1 - (-0.9696)^2) = 10.3798.\end{aligned}$$

Zapišemo lahko linearni model, ki se po metodi najmanjših kvadratov najbolj prilega podatkom:

$$\hat{Y} = f(X) = 41.909 - 3.6545 X \quad (11.12)$$

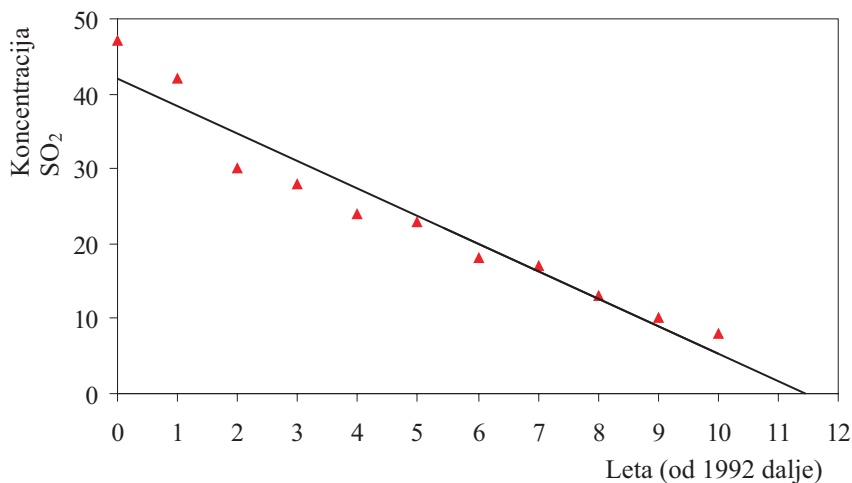
Z enačbo (11.12) lahko izračunamo vrednosti modela v točkah, kjer imamo podatke in odstopanje modela od pravih vrednosti (preglednica 11.5).

Iz enačbe (11.12) lahko izračunamo tudi leto, ko bi morala biti povprečna letna koncentracija SO₂ enaka nič, če bi bil linearni model ustrezen.

$$41.909 - 3.6545 X = 0 \quad \rightarrow \quad X = \frac{41.909}{3.6545} = 11.47.$$

To bi pomenilo, da bi morala biti povprečna letna koncentracija SO₂ enaka nič najpozneje v letu 2004. To se seveda ni zgodilo, kar pomeni, da je linearni model sicer ustrezen za obdobje od 1992 do 2002, ekstrapolacija z linearno funkcijo pa v tem primeru ni bila ustrezna.

Grafični prikaz podatkov in linearnega modela prikazujemo na sliki 11.2.



Slika 11.2: Povprečna letna koncentracija SO₂ v obdobju od 1992 do 2002

Nazadnje preizkusimo še domnevo o linearni neodvisnosti spremenljivk X in Y . Postavimo ničelno in alternativno domnevo:

$$H_0: b = 0,$$

$$H_1: b \neq 0.$$

Statistiko T izračunamo po enačbi (11.5)

$$T = \frac{R_{XY} \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-R_{XY}^2}} = \frac{-0.9696 \cdot \sqrt{9}}{\sqrt{1-(-0.9696)^2}} = -11.897.$$

Meja kritičnega območja je $t_{1-\alpha/2} = 3.250$. Ker je vrednost statistike $T = 11.897$ manjša od $-t_{1-\alpha/2} = -3.250$, moramo ničelno domnevo zavrniti in trdimo, da je parameter b statistično značilno različen od 0. Zaključimo lahko tudi z izjavo, da sta spremenljivki X in Y statistično značilno linearno odvisni.

11.3.2 Nelinearna regresija

Rezultati pogosto kažejo, da zveza med dvema spremenljivkama ni linearna. Obravnavajmo najprej funkcijo z dvema parametroma a in b

$$Y = \hat{Y} + \varepsilon = f(X, a, b) + \varepsilon.$$

Oceni parametrov \hat{a} in \hat{b} določimo po metodi najmanjših kvadratov tako, da poiščemo minimum funkcije

$$S(a, b) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - f(X, a, b))^2.$$

Ta funkcija je v splošnem nelinearna glede na parametra a in b , zato je iskanje minimuma lahko zelo zahtevna. Nelinearna funkcija ima lahko mnogo lokalnih ekstremov, iskanje globalnega minimuma pa je še vedno problem, ki ga poskušajo rešiti mnogi raziskovalci. Metod in njihovih različic je mnogo, v grobem jih lahko delimo na gradientne metode (na primer Newtonova metoda) in genetske algoritme.

Problem se zelo poenostavi, če je funkcija $f(X, a, b)$ linearna glede na parametra a in b , sicer pa je lahko poljubna nelinearna funkcija

$$f(X, a, b) = a f_1(X) + b f_2(X).$$

Taki primeri so:

$$f(X, a, b) = a + b X^2,$$

$$f(X, a, b) = a \sin X + b \cos X,$$

$$f(X, a, b) = a \log X + b \cos X^2.$$

Oceni parametrov \hat{a} in \hat{b} določimo po metodi najmanjših kvadratov

$$S(a, b) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - a f_1(X_i) + b f_2(X_i))^2.$$

Funkcijo $S(a, b)$ odvajamo po parametrih a in b ter zahtevamo, da sta odvoda enaka nič

$$\frac{\partial S}{\partial a} = \sum_{i=1}^n 2(Y_i - \hat{a} f_1(X_i) - \hat{b} f_2(X_i))(-f_1(X_i)) = 0,$$

$$\frac{\partial S}{\partial b} = \sum_{i=1}^n 2(Y_i - \hat{a} f_1(X_i) - \hat{b} f_2(X_i))(-f_2(X_i)) = 0.$$

Podobno kot pri linearni regresiji dobimo tudi v tem primeru sistem linearnih enačb

$$\begin{aligned} \left(\sum_{i=1}^n f_1^2(X_i) \right) \hat{a} + \left(\sum_{i=1}^n f_1(X_i) f_2(X_i) \right) \hat{b} &= \sum_{i=1}^n f_1(X_i) Y_i, \\ \left(\sum_{i=1}^n f_1(X_i) f_2(X_i) \right) \hat{a} + \left(\sum_{i=1}^n f_2^2(X_i) \right) \hat{b} &= \sum_{i=1}^n f_2(X_i) Y_i, \end{aligned}$$

ki ima enolično rešitev le v primeru, da je determinanta sistema različna od nič. Ta pogoj je izpolnjen v primeru, da sta funkciji $f_1(x)$ in $f_2(x)$ linearno neodvisni. Iz zadnjega sistema enačb lahko hitro izpeljemo sistem enačb za linearno regresijo, če zapišemo, da je $f_1(x) = 1$ in $f_2(x) = x$.

Včasih je funkcija $f(X, a, b)$ taka, da jo s preprosto transformacijo prevedemo v linearno funkcijo. Tudi

v tem primeru je določitev ocen parametrov \hat{a} in \hat{b} relativno preprosto. Nekaj takih funkcij z ustrežno transformacijo opisujemo z naslednjimi izrazi:

$$\begin{array}{llll}
 Y = \frac{1}{a + bX} & \xrightarrow{\frac{1}{Y}} & \frac{1}{Y} = a + bX & \rightarrow Z = a + bX \\
 Y = ab^X & \xrightarrow{\ln Y} & \ln Y = \ln a + X \ln b & \rightarrow Z = A + BX \\
 Y = ae^{bX} & \xrightarrow{\ln Y} & \ln Y = \ln a + Xb & \rightarrow Z = A + bX \\
 Y = aX^b & \xrightarrow{\ln Y} & \ln Y = \ln a + b \ln X & \rightarrow Z = A + bW \\
 Y = \ln(a + bX) & \xrightarrow{e^Y} & e^Y = a + bX & \rightarrow Z = a + bX
 \end{array} \tag{11.13}$$

Druga in tretja enačba predstavljata isti model, drugačen je le zapis enačbe.

Primer 11.3: Vrnimo se k problemu, ki smo ga obravnavali v primeru 11.2. Namesto linearne regresije poskusimo, ali je morda bolje uporabiti nelinearno (eksponentno) regresijo. S primerjavo ocen variance odstopanj $\hat{\sigma}^2$ lahko ugotovimo, kateri model se bolje prilega podatkom.

Rešitev: Regresijska funkcija je v tem primeru

$$\hat{Y} = f(X) = ae^{bX}.$$

Enačbo logaritmujemo in dobimo

$$\ln \hat{Y} = \ln a + bX \quad \rightarrow \quad Z = A + bX.$$

Podatke iz preglednice 11.5 preuredimo tako, da izračunamo še vrednosti spremenljivke $Z = \ln Y$. V preglednici 11.6 prikazujemo vrednosti spremenljivke Z ter vrednosti, ki jih določimo z eksponentnim modelom, in odstopanja eksponentnega modela od dejanskih podatkov.

Preglednica 11.6: Vrednosti spremenljivk X , Y in Z , eksponentni model in odstopanja

X	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Y	47	42	30	28	24	23	18	17	13	10	8
$Z = \ln Y$	3.850	3.738	3.401	3.332	3.178	3.135	2.890	2.833	2.565	2.303	2.079
Model	47.64	40.30	34.10	28.85	24.41	20.65	17.47	14.78	12.51	10.58	8.95
Odstopanja	0.64	-1.70	4.10	0.85	0.41	-2.35	-0.53	-2.22	-0.49	0.58	0.95

Izračunati moramo še osnovne statistike za slučajno spremenljivko Z :

$$\bar{Z} = 3.028,$$

$$S_Z^2 = 0.2866,$$

$$S_{XZ} = -1.6717$$

in oceni parametrov \hat{A} in \hat{b}

$$\hat{b} = \frac{S_{XZ}}{S_X^2} = \frac{-1.6717}{10} = -0.16717,$$

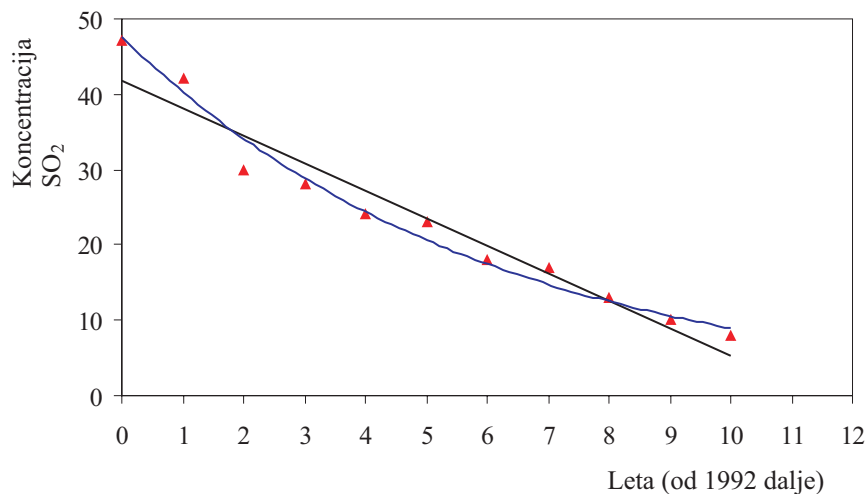
$$\hat{A} = \bar{Z} - \hat{b}\bar{X} = 3.028 - (-0.16717) \cdot 5 = 3.8636,$$

$$\hat{a} = e^{\hat{A}} = 47.636.$$

Če primerjamo vrednosti modela v preglednicah 11.5 in 11.6, vidimo, da so odstopanja bistveno manjša pri eksponentni regresiji. Oceno variance odstopanj $\hat{\sigma}^2$ določimo po enačbi (11.10)

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{a}e^{\hat{b}X_i})^2 = \frac{1}{9} (0.64^2 + (-1.70)^2 + \dots) = 3.686.$$

Ocena variance odstopanj $\hat{\sigma}^2$ je torej bistveno manjša kot v primeru linearne regresije. Primerjavo med linearno in eksponentno regresijo prikazujemo tudi na sliki 11.3. Tudi iz slike je očitno, da je v tem primeru eksponentna regresija boljša od linearne.



Slika 11.3: Povprečna letna koncentracija SO₂ v obdobju od 1992 do 2002

11.3.3 Linearna regresija več spremenljivk

Linearna regresija več spremenljivk oziroma multipla linearna regresija je posplošitev linearne regresije ene same neodvisne spremenljivke. Ta problem pravzaprav ne sodi v poglavje Bivariatna analiza, saj tu analiziramo več kot dve spremenljivki. Vseeno bomo to snov podali na koncu tega poglavja, saj se neposredno navezuje na linearno regresijo.

V tem primeru obravnavamo model odvisnosti med spremenljivkami $X_j, j = 1, \dots, k$ in slučajno spremenljivko Y .

Vzorec je v tem primeru običajno podan z vrednostmi $X_{ij}, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, k$ neodvisnih spremenljivk in ustrezne vrednosti $Y_i, i = 1, \dots, n$ spremenljivke Y . Linearni model zapišemo z enačbo

$$Y = \hat{Y} + \varepsilon = a + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_k X_k + \varepsilon,$$

kjer ε , podobno kot pri linearni regresiji ene spremenljivke, predstavlja odstopanje od modela. Običajno predpostavimo, da je ε porazdeljen normalno s pričakovano vrednostjo nič in standardno deviacijo σ .

Za posamezni element vzorca X_{ij}, Y_i zapišemo regresijsko enačbo takole:

$$Y_i = a + b_1 X_{i1} + b_2 X_{i2} + \dots + b_k X_{ik} + \varepsilon_i = a + \sum_{j=1}^k b_j X_{ij} + \varepsilon_i.$$

Z regresijo želimo določiti ocene neznanih regresijskih parametrov \hat{a} in \hat{b}_j tako, da bodo odstopanja dejanskih vrednosti Y_i od modela čimmanjša. Uporabimo metodo najmanjših kvadratov, s katero iščemo minimum funkcije

$$S(a, b_j) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n \left(Y_i - a - \sum_{j=1}^k b_j X_{ij} \right)^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - a - b_1 X_{i1} - b_2 X_{i2} - \dots - b_k X_{ik})^2$$

Minimum te funkcije določimo tako, da jo odvajamo po a in b_j ter postavimo pogoj, da so ti odvodi enaki nič:

$$\frac{\partial S}{\partial a} = \sum_{i=1}^n 2 \left(Y_i - \hat{a} - \hat{b}_1 X_{i1} - \hat{b}_2 X_{i2} - \dots - \hat{b}_k X_{ik} \right) (-1) = 0$$

$$\frac{\partial S}{\partial b_1} = \sum_{i=1}^n 2 \left(Y_i - \hat{a} - \hat{b}_1 X_{i1} - \hat{b}_2 X_{i2} - \dots - \hat{b}_k X_{ik} \right) (-X_{i1}) = 0$$

$$\frac{\partial S}{\partial b_2} = \sum_{i=1}^n 2 \left(Y_i - \hat{a} - \hat{b}_1 X_{i1} - \hat{b}_2 X_{i2} - \dots - \hat{b}_k X_{ik} \right) (-X_{i2}) = 0$$

⋮

$$\frac{\partial S}{\partial b_k} = \sum_{i=1}^n 2 \left(Y_i - \hat{a} - \hat{b}_1 X_{i1} - \hat{b}_2 X_{i2} - \dots - \hat{b}_k X_{ik} \right) (-X_{ik}) = 0$$

Po preureditvi zgornjih enačb dobimo sistem $k + 1$ linearnih enačb za $k + 1$ neznanu oceno parametrov \hat{a} in \hat{b}_j

$$\begin{array}{rcccccc} n \hat{a} & + & \sum X_{i1} \hat{b}_1 & + & \sum X_{i2} \hat{b}_2 & + \dots + & \sum X_{ik} \hat{b}_k & = & \sum Y_i, \\ \sum X_{i1} \hat{a} & + & \sum X_{i1}^2 \hat{b}_1 & + & \sum X_{i2} X_{i1} \hat{b}_2 & + \dots + & \sum X_{ik} X_{i1} \hat{b}_k & = & \sum Y_i X_{i1}, \\ \sum X_{i2} \hat{a} & + & \sum X_{i1} X_{i2} \hat{b}_1 & + & \sum X_{i2}^2 \hat{b}_2 & + \dots + & \sum X_{ik} X_{i2} \hat{b}_k & = & \sum Y_i X_{i2}, \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ \sum X_{ik} \hat{a} & + & \sum X_{i1} X_{ik} \hat{b}_1 & + & \sum X_{i2} X_{ik} \hat{b}_2 & + \dots + & \sum X_{ik}^2 \hat{b}_k & = & \sum Y_i X_{ik}, \end{array}$$

kjer smo z znakom za vsoto \sum zapisali vsoto $\sum_{i=1}^n$. Ta sistem normalnih enačb lahko zapišemo tudi v matrični obliki

$$\begin{bmatrix} n & \sum X_{i1} & \sum X_{i2} & \cdots & \sum X_{ik} \\ \sum X_{i1} & \sum X_{i1}^2 & \sum X_{i2} X_{i1} & \cdots & \sum X_{ik} X_{i1} \\ \sum X_{i2} & \sum X_{i1} X_{i2} & \sum X_{i2}^2 & \cdots & \sum X_{ik} X_{i2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum X_{ik} & \sum X_{i1} X_{ik} & \sum X_{i2} X_{ik} & \cdots & \sum X_{ik}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \\ \vdots \\ \hat{b}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum Y_i X_{i1} \\ \sum Y_i X_{i2} \\ \vdots \\ \sum Y_i X_{ik} \end{bmatrix} \quad (11.14)$$

Primer 11.4: V okviru projekta za določitev trdnosti lesa smo izmerili različne lastnosti na istih lesenih deskah. Na spodnji preglednici prikazujemo rezultate za 20 desk. Predpostavimo, da je upogibna trdnost f lesenih desk odvisna od elastičnega modula E in gostote ρ . Določimo ocene za koeficiente regresijske funkcije

$$y = a + b_1 x_1 + b_2 x_2.$$

$x_1 = E$ [MPa]	$x_2 = \rho$ [kg/m ³]	$y = f$ [MPa]
9150	538	31.03
10487	500	22.57
11357	423	32.29
4683	394	13.22
8728	413	36.39
14633	519	58.64
10615	509	31.32
8204	384	33.92
12235	509	22.00
6711	500	17.31
11647	471	41.82
11673	423	33.00
13785	442	45.66
5787	423	13.38
10369	471	28.02
13530	432	46.29
11131	500	29.98
10268	413	25.38
12753	452	30.71
10658	423	33.16

Rešitev: Za določitev ocen \hat{a} , \hat{b}_1 in \hat{b}_2 uporabimo prve tri vrstice v enačbi (11.14). Zato moramo izračunati naslednje vsote:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n X_{i1} &= 9150 + 10487 + \dots = 208404, \\ \sum_{i=1}^n X_{i2} &= 538 + 500 + \dots = 9139, \\ \sum_{i=1}^n X_{i1}^2 &= 9150^2 + 10487^2 + \dots = 2301198018, \\ \sum_{i=1}^n X_{i2}^2 &= 538^2 + 500^2 + \dots = 4216487, \\ \sum_{i=1}^n X_{i1} X_{i2} &= 9150 \cdot 538 + 10487 \cdot 500 + \dots = 95922910, \\ \sum_{i=1}^n Y_i &= 31.03 + 22.57 + \dots = 626.09, \\ \sum_{i=1}^n X_{i1} Y_i &= 9150 \cdot 31.03 + 10487 \cdot 22.57 + \dots = 6956369, \\ \sum_{i=1}^n X_{i2} Y_i &= 538 \cdot 31.03 + 500 \cdot 22.57 + \dots = 287201.8. \end{aligned}$$

Iz linearnega sistema enačb

$$\begin{bmatrix} 20 & 208404 & 9139 \\ 208404 & 2301198018 & 95922910 \\ 9139 & 95922910 & 4216487 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 626.09 \\ 6956369 \\ 287201.8 \end{bmatrix}$$

izračunamo ocene parametrov linearne regresije

$$\begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 9.664 \\ 0.003512 \\ -0.03272 \end{bmatrix}.$$

12 Analiza variance

Z **analizo variance** ugotavljamo, kako ena ali več neodvisnih spremenljivk vpliva na slučajno spremenljivko Y . Vzorec je urejen tako, da so vrednosti neodvisnih spremenljivk razvrščene v razrede, ali pa neodvisna spremenljivka predstavlja opisni znak. Neodvisni spremenljivki pogosto rečemo tudi **faktor**.

Prvi primer: Ugotoviti želimo, ali je telesna višina Y prvošolčkov odvisna od spola X . V tem primeru neodvisna spremenljivka X predstavlja opisni znak, ki lahko zavzame le dve vrednosti: ženski in moški spol.

Drugi primer: Ugotoviti želimo, ali oddaljenost učenčevega bivališča X od šole vpliva na njegov učni uspeh Y . V tem primeru oddaljenosti od šole razvrstimo v primerno število razredov, tako da neodvisna spremenljivka lahko zavzame le toliko vrednosti, kolikor je razredov.

Tretji primer: Ugotoviti želimo, ali stopnja izobrazbe X_1 in način zaposlitve X_2 vplivata na dohodek prebivalca Slovenije. V tem primeru sta obe neodvisni spremenljivki opisna znaka.

12.1 Analiza variance za en faktor oziroma eno neodvisno spremenljivko

Vzemimo, da vrednosti neodvisne spremenljivke X lahko razvrstimo v a razredov in da je vzorec pripravljen tako, da je v vsakem razredu enako število elementov n . Vzorec torej vsebuje an elementov. Osnovni model takih podatkov lahko zapišemo s preprosto enačbo

$$Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \varepsilon_{ij}, \quad i = 1, \dots, a, \quad j = 1, \dots, n, \quad (12.1)$$

kjer Y_{ij} predstavljajo vzorčne vrednosti slučajne spremenljivke Y , μ je pričakovana vrednost, α_i predstavlja vplive posameznih razredov faktorja, ε_{ij} pa predstavlja vzorčna odstopanja od modela. Običajno predpostavimo, da so odstopanja ε_{ij} porazdeljena normalno s pričakovano vrednostjo nič in standardno deviacijo σ .

Primer podatkov za analizo variance prikazujemo v preglednici 12.1.

Preglednica 12.1: Podatki za analizo variance – vzorec

Razred	Izmerjeni podatki Y_{ij}				\bar{Y}_i
1	Y_{11}	Y_{12}	\cdots	Y_{1n}	\bar{Y}_1
2	Y_{21}	Y_{22}	\cdots	Y_{2n}	\bar{Y}_2
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots
a	Y_{a1}	Y_{a2}	\cdots	Y_{an}	\bar{Y}_a

Pri analizi variance preizkusimo domnevo, ali faktor ne vpliva na spremenljivko Y . Glede na model, ki smo ga zapisali z enačbo (12.1), to ustreza pogoju, da so vsi α_i enaki nič. Ničelno in alternativno domnevo zapišemo takole:

H_0 : $\alpha_i = 0$, za vse $i = 1, \dots, a$, kar pomeni, da faktor ne vpliva,

H_1 : $\alpha_i \neq 0$, za vsaj en $i = 1, \dots, a$, kar pomeni, da faktor vpliva.

Določiti moramo statistiko, na osnovi katere bomo preizkusili ničelno domnevo. Za to moramo izračunati povprečja za posamezne razrede ter skupno povprečje:

$$\bar{Y}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n Y_{ij}, \quad i = 1, \dots, a, \quad \bar{Y} = \frac{1}{na} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n Y_{ij}. \quad (12.2)$$

Nato tvorimo vsote kvadratov razlik, ki jih označimo s SS (angl. “summed squares”):

$$\begin{aligned} SS_T &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (Y_{ij} - \bar{Y})^2, \\ SS_A &= n \sum_{i=1}^a (\bar{Y}_i - \bar{Y})^2, \\ SS_E &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (Y_{ij} - \bar{Y}_i)^2, \end{aligned} \quad (12.3)$$

S SS_T označimo celotno vsoto kvadratov. Vsota kvadratov zaradi vpliva faktorja SS_A je vsota kvadratov zaradi razlik med povprečnimi vrednostmi \bar{Y}_i v razredih, zato tej vsoti na kratko rečemo tudi vsota kvadratov med razredi. Vsota kvadratov zaradi vpliva napak oziroma nepojasnjenih odstopanj SS_E je vsota kvadratov razlik med posameznimi elementi vzorca Y_{ij} in povprečji \bar{Y}_i posameznih razredov, zato to na kratko opišemo kot vsoto kvadratov znotraj razredov. Računanje vsot kvadratov je dobro preveriti, ali izpolnjuje preprosto zvezo $SS_T = SS_A + SS_E$.

Na osnovi vsot kvadratov pripravimo **preglednico analize variance**, ki jo krajše imenujemo kar **preglednica ANOVA**:

Vir odstopanj	Vsota kvadratov	Prostostne stopnje	Povprečni kvadrati	Statistika F
Faktor	SS_A	n_{ps_A}	MS_A	F
Napaka	SS_E	n_{ps_E}	MS_E	
Skupaj	SS_T	n_{ps_T}		

Števila prostostnih stopnj so:

$$n_{ps_A} = a - 1, \quad n_{ps_E} = a(n - 1), \quad n_{ps_T} = an - 1,$$

kjer velja tudi $n_{ps_T} = n_{ps_A} + n_{ps_E}$. Povprečne kvadrate izračunamo po preprostih enačbah:

$$MS_A = \frac{SS_A}{n_{ps_A}}, \quad MS_E = \frac{SS_E}{n_{ps_E}}.$$

S prikazano preglednico izračunamo statistiko

$$F = \frac{MS_A}{MS_E},$$

ki se porazdeljuje po porazdelitvi F s prostostnimi stopnjami $\nu_1 = n_{ps_A}$ in $\nu_2 = n_{ps_E}$. Kritično območje oziroma območje zavrnitve ničelne domneve je $[F_{1-\alpha}, \infty)$. Če je statistika F večja od kritične vrednosti $F_{krit} = F_{1-\alpha, \nu_1, \nu_2}$ oziroma presega mejo območja zavrnitve ničelne hipoteze, ničelno hipotezo zavrnemo in trdimo, da je vpliv faktorja na spremenljivko Y statistično značilen.

Primer 12.1: Na avtomatskih merilnih postajah, ki so postavljene v več slovenskih krajih, merijo najvišje urne in povprečne letne koncentracije SO_2 , NO_2 , ozona, delcev PM_{10} (T. Bolte, s sod., *Kakovost zraka v Sloveniji v letu 2006*, Agencija RS za okolje, Ljubljana, 2007.) Na preglednici 12.2 prikazujemo najvišje urne koncentracije SO_2 v različnih slovenskih krajih v obdobju od 1997–2006.

Ugotovimo, ali je kraj meritve odločilen faktor pri koncentraciji SO_2 ! Tveganje je 1-odstotno.

Preglednica 12.2: Najvišje urne koncentracije SO_2 v $\mu g/m^3$

	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006
Ljubljana-Bežigrad	1593	936	786	184	273	157	202	129	94	81
Maribor	211	161	157	117	180	89	70	64	58	60
Celje	975	623	228	379	666	224	619	396	157	90
Trbovlje	1806	693	849	634	552	811	758	521	848	379
Hrastnik	1930	978	963	720	731	2168	507	1799	549	134
Zagorje	914	1092	952	653	1111	788	693	1165	954	183
Šoštanj	1536	1495	2466	2855	2099	2000	1392	937	642	1028
Topolšnica	1050	1245	1345	987	835	1350	812	291	284	288
Veliki Vrh	1720	1530	2257	1678	1569	1450	1320	1329	1110	771
Zavodnje	2154	2255	1963	1187	954	1536	947	680	1106	731
Velenje	672	1316	709	563	187	725	361	164	210	86
Graška Gora	1579	1076	1844	1505	990	1024	824	463	497	175
Kovk	3000	1916	2167	1237	1451	702	1806	1514	1063	511
Dobovec	6072	4548	3761	4073	3978	4043	2910	4056	1662	2290
Ravenska Vas	2578	1846	1021	1471	1397	2093	1378	1779	3275	590

Vir: T. Bolte, s sod., *Kakovost zraka v Sloveniji v letu 2006*, Agencija RS za okolje, Ljubljana, 2007.

Rešitev: Izračunajmo najprej povprečja \bar{Y}_i za posamezne razrede oziroma za posamezne merilne postaje ter skupno povprečje \bar{Y} po enačbah (12.2). Te rezultate podajamo v preglednici 12.3

Preglednica 12.3: Povprečne vrednosti po razredih in skupno povprečje

\bar{Y}_1	\bar{Y}_2	\bar{Y}_3	\bar{Y}_4	\bar{Y}_5	\bar{Y}_6	\bar{Y}_7	\bar{Y}_8
443.5	116.7	435.7	785.1	1047.9	850.5	1645.0	848.7
\bar{Y}_9	\bar{Y}_{10}	\bar{Y}_{11}	\bar{Y}_{12}	\bar{Y}_{13}	\bar{Y}_{14}	\bar{Y}_{15}	\bar{Y}
1473.4	1351.3	499.3	997.7	1536.7	3739.3	1742.8	1167.6

Nato postavimo ničelno in alternativno domnevo:

H_0 : Faktor (kraj merilne naprave) ne vpliva na stopnjo onesnaženosti z SO_2 ,

H_1 : Faktor (kraj merilne naprave) vpliva na stopnjo onesnaženosti z SO_2 .

12.2 Analiza variance za dva faktorja

Pri analizi variance za več faktorjev ugotavljamo ali faktorji ter interakcija med njimi vplivajo na spremenljivko Y . Prva neodvisna spremenljivka oziroma faktor A je razporejena v a razredov, druga oziroma faktor B pa v b razredov. Vzemimo, da je število elementov v vsakem razredu enako n . To pomeni, da je skupno število elementov v vzorcu enako abn . Model tako urejenih podatkov zapišemo s preprosto enačbo

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk}, \quad (12.4)$$
$$i = 1, \dots, a, \quad j = 1, \dots, b, \quad k = 1, \dots, n$$

kjer Y_{ijk} predstavljajo vzorčne vrednosti slučajne spremenljivke Y , μ je pričakovana vrednost, α_i predstavlja vplive posameznih razredov faktorja A , β_j predstavlja vplive posameznih razredov faktorja B , $(\alpha\beta)_{ij}$ predstavlja vpliv interakcije med faktorjema A in B , ε_{ijk} pa predstavlja vzorčna odstopanja od modela. Običajno predpostavimo, da so odstopanja ε_{ijk} porazdeljena normalno s pričakovano vrednostjo nič in standardno deviacijo σ .

Podatke pripravimo v preglednici:

Razredi faktorja A	Razredi faktorja B				Povprečja
	1	2	...	b	
1	$Y_{111} \dots Y_{11n}$	$Y_{121} \dots Y_{12n}$...	$Y_{1b1} \dots Y_{1bn}$	$\bar{Y}_{1\cdot}$
2	$Y_{211} \dots Y_{21n}$	$Y_{221} \dots Y_{22n}$...	$Y_{2b1} \dots Y_{2bn}$	$\bar{Y}_{2\cdot}$
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots
a	$Y_{a11} \dots Y_{a1n}$	$Y_{a21} \dots Y_{a2n}$...	$Y_{ab1} \dots Y_{abn}$	$\bar{Y}_{a\cdot}$
Povprečja	$\bar{Y}_{\cdot 1}$	$\bar{Y}_{\cdot 2}$...	$\bar{Y}_{\cdot b}$	\bar{Y}

Pri analizi variance za več faktorjev analiziramo vpliv posameznih faktorjev ter vpliv interakcije med posameznimi faktorji. Zato moramo v primeru dveh faktorjev opraviti tri ločena in neodvisna preizkušanja, ki jim ustrezajo tri ničelne in tri alternativne domneve.

$H_0: \alpha_i = 0$, za vse $i = 1, \dots, a$ (faktor A ne vpliva),

$H_1: \alpha_i \neq 0$, za vsaj en $i = 1, \dots, a$ (faktor A vpliva),

$H_0: \beta_j = 0$, za vse $j = 1, \dots, b$ (faktor B ne vpliva),

$H_1: \beta_j \neq 0$, za vsaj en $j = 1, \dots, b$ (faktor B vpliva),

$H_0: (\alpha\beta)_{ij} = 0$, za vse $i = 1, \dots, a$ in $j = 1, \dots, b$ (interakcija med faktorjema A in B ne vpliva),

$H_1: (\alpha\beta)_{ij} \neq 0$, za vsaj en $i = 1, \dots, a$ in $j = 1, \dots, b$ (interakcija med faktorjema A in B vpliva).

Za ta preizkušanje moramo na podoben način kot pri analizi variance za en faktor pripraviti tri statistike. Najprej izračunamo povprečja za posamezne razrede \bar{Y}_{ij} povprečja za razrede faktorja A in B ($\bar{Y}_{i\cdot}$ in $\bar{Y}_{\cdot j}$) in skupno povprečje \bar{Y} :

$$\bar{Y}_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Y_{ijk}$$

$$\bar{Y}_{i\cdot} = \frac{1}{bn} \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n Y_{ijk}$$

$$\bar{Y}_{\cdot j} = \frac{1}{an} \sum_{i=1}^a \sum_{k=1}^n Y_{ijk}$$

$$\bar{Y} = \frac{1}{abn} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n Y_{ijk}$$

Na osnovi izračunanih povprečij izračunamo še vsote kvadratov:

$$SS_T = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n (Y_{ijk} - \bar{Y})^2,$$

$$SS_A = bn \sum_{i=1}^a (\bar{Y}_{i\cdot} - \bar{Y})^2,$$

$$SS_B = an \sum_{j=1}^b (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y})^2,$$

$$SS_{AB} = n \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (\bar{Y}_{ij} - \bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{.j} + \bar{Y})^2,$$

$$SS_E = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n (Y_{ijk} - \bar{Y}_{ij})^2,$$

kjer je SS_T celotna vsota kvadratov razlik, SS_A predstavlja vpliv faktorja A , SS_B vpliv faktorja B , SS_{AB} vpliv interakcije med faktorjema A in B , SS_E pa vpliv napake oziroma nepojasnjenih odstopanj. Vsote kvadratov povezuje preprosta zveza

$$SS_T = SS_A + SS_B + SS_{AB} + SS_E.$$

Sedaj lahko tvorimo preglednico analize variance

Vir odstopanj	Vsota kvadratov	Prostostne stopnje	Povprečni kvadrati	Statistika F
Faktor A	SS_A	n_{ps_A}	MS_A	F_A
Faktor B	SS_B	n_{ps_B}	MS_B	F_B
Interakcija AB	SS_{AB}	$n_{ps_{AB}}$	MS_{AB}	F_{AB}
Napaka	SS_E	n_{ps_E}	MS_E	
Skupaj	SS_T	n_{ps_T}		

Prostostne stopnje izračunamo po enačbah

$$\begin{aligned} n_{ps_A} &= a - 1, & n_{ps_{AB}} &= (a - 1)(b - 1), \\ n_{ps_B} &= b - 1, & n_{ps_E} &= ab(n - 1), \\ n_{ps_T} &= abn - 1, & n_{ps_T} &= n_{ps_A} + n_{ps_B} + n_{ps_{AB}} + n_{ps_E}, \end{aligned}$$

povprečne kvadrate MS pa po enačbah

$$\begin{aligned} MS_A &= \frac{SS_A}{n_{ps_A}}, & MS_B &= \frac{SS_B}{n_{ps_B}}, \\ MS_{AB} &= \frac{SS_{AB}}{n_{ps_{AB}}}, & MS_E &= \frac{SS_E}{n_{ps_E}}. \end{aligned}$$

Statistike, ki jih izračunamo z enačbami

$$F_A = \frac{MS_A}{MS_E}, \quad F_B = \frac{MS_B}{MS_E}, \quad F_{AB} = \frac{MS_{AB}}{MS_E},$$

se porazdeljujejo po porazdelitvi F s prostostnimi stopnjami $\nu_1 = n_{ps_A}$, n_{ps_B} ali $n_{ps_{AB}}$ in $\nu_2 = n_{ps_E}$. Če je statistika F večja od kritične vrednosti $F_{krit} = F_{1-\alpha, \nu_1, \nu_2}$ oziroma presega mejo območja zavrnitve ničelne hipoteze, ničelno hipotezo zavrnemo in trdimo, da je vpliv faktorja A , B oziroma interakcije med A in B na spremenljivko Y statistično značilen.

13 Simulacije

Simulacije so numerično orodje, s katerim opravimo preizkuse na računalniku. Preizkus vključuje nek matematičen ali logičen model, ki opisuje problem, ki ga rešujemo. S simulacijami inženirji in drugi strokovnjaki rešujejo najrazličnejše probleme: vedenje letala, delovanje telekomunikacijskega sistema, delovanje trga, vojskovanje in drugo.

Če simulacije izvajamo tako, da generiramo slučajne spremenljivke X z določeno porazdelitveno funkcijo $F_X(x)$, takim simulacijam pravimo metoda Monte Carlo. To ime se je prvič pojavilo med drugo svetovno vojno, ko so znanstveniki von Neuman, Ulam, Fermi in drugi v laboratorijih v Los Alamosu tudi s pomočjo simulacij skonstruirali prvo atomsko bombo. Sicer pa je ideja o generiranju slučajnih spremenljivk in njihova uporaba pri reševanju problemov bistveno starejša. Prvi dobro dokumentiran primer je opravil Comte de Buffon leta 1777, ko je v problemu, poznanem kot Buffonova igla, s simulacijami poskušal določiti vrednost števila π . Pozneje so generiranje slučajnih števil uporabili tudi Lord Kelvin (1901), W.S. Gosset (Student) (1908), Fermi (1930) in drugi (Kalos et al., 1986, Rubinstein, 1981). Z razvojem boljših, hitrejših računalnikov, postaja metoda Monte Carlo uporabna za vse širši krog ljudi.

Generiranje vzorca slučajne spremenljivke X temelji na vzorcu enakomerno porazdeljene slučajne U spremenljivke s porazdelitveno funkcijo $F_U(u) = u$ (za $0 \leq u \leq 1$). Vzorca povsem slučajne spremenljivke ni lahko generirati. Zato z računalniki običajno generiramo vzorce tako imenovanih psevdoslučajnih števil, ki so pravzaprav zaporedja determinističnih števil z zelo veliko periodo ponovitve. Ta zaporedja imajo enake lastnosti kot zaporedja povsem slučajnih števil. Skoraj vsi računalniški programi, namenjeni računanju (na primer prevajalniki: FORTRAN, C, PASCAL, BASIC in drugi programi: MATLAB, MATHEMATICA, EXCEL), vključujejo tudi "generatorje slučajnih števil", s katerimi generiramo zaporedja psevdoslučajnih števil, ki ustrezajo vzorcu slučajne spremenljivke U , ki je porazdeljena enakomerno od 0 do 1. Vzorec poljubno porazdeljene slučajne spremenljivke ali vektorja lahko generiramo z različnimi metodami: inverzna metoda, metoda sprejema in zavrnitve, polarna metoda, metoda trakov, mrežna metoda in druge. Najpogosteje uporabljamo inverzno metodo, ki je najprimernejša za generiranje neodvisnih slučajnih spremenljivk.

Inverzna metoda generiranja vzorca

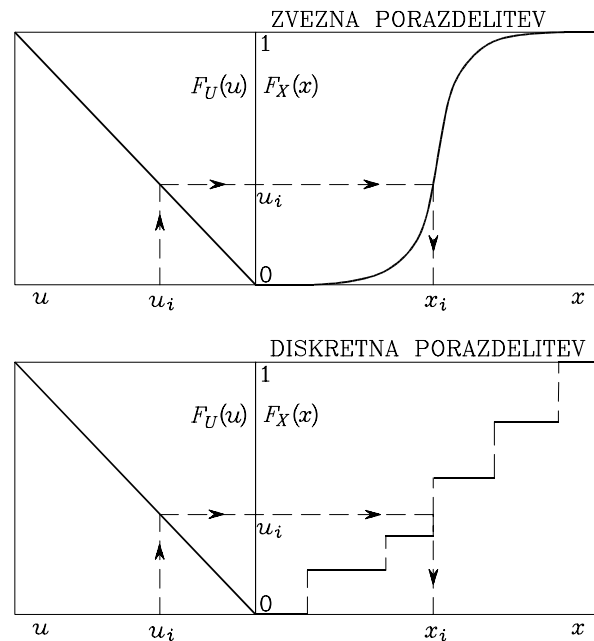
Vzemimo, da imamo enako velika vzorca dveh slučajnih spremenljivk. Prva, X , je porazdeljena po porazdelitvi $F_X(x)$, druga, U , pa je enakomerno porazdeljena od 0 do 1: $F_U(u) = u$ (za $0 \leq u \leq 1$). Elemente v obeh vzorcih razvrstimo po velikosti in predpostavimo, da je verjetnost, da sta slučajni spremenljivki X in U manjši od i -tega elementa ustreznega vzorca enaka, ne glede na porazdelitev. To predpostavko v enačbi zapišemo takole:

$$P[X \leq x_i] = F_X(x_i) = P[U \leq u_i] = F_U(u_i) = u_i$$

Iz zadnje enačbe lahko izpeljemo izraz za določitev elementa vzorca slučajne spremenljivke:

$$F_X(x_i) = u_i \quad \longrightarrow \quad x_i = F_X^{-1}(u_i).$$

Če torej poznamo porazdelitveno funkcijo slučajne spremenljivke oziroma njeno inverzno funkcijo in imamo vzorec $(u_i, i = 1, \dots)$ enakomerno porazdeljene slučajne spremenljivke U , lahko po zadnji enačbi določimo vzorec slučajne spremenljivke X . Inverzno metodo nazorno prikazemo tudi grafično na sliki 13.1.



Slika 13.1: Inverzna metoda generiranja vzorca

Generiranje vzorca normalno porazdeljenih slučajnih spremenljivk

Porazdelitvene funkcije normalne porazdelitve v zaključeni obliki ne poznamo, prav tako ne poznamo njene inverzne funkcije. Zato za generiranje vzorca normalno porazdeljene slučajne spremenljivke ne

moremo uporabiti analitične inverzne metode. Če računalniški program omogoča numerični izračun inverzne porazdelitvene funkcije normalne porazdelitve, lahko uporabimo inverzno metodo, četudi funkcije $F_X^{-1}(u_i)$ ne poznamo v eksplicitni obliki. Na primer: v programu EXCEL je funkcija vgrajena kot `norminv`, v programu MATHEMATICA lahko problem rešimo z ukazom `InverseErf`, v programu MATLAB pa lahko uporabimo funkcijo `erfinv`. Če programska oprema ne omogoča uporabe funkcije $F_X^{-1}(u_i)$, moramo vzorec normalno porazdeljene slučajne spremenljivke generirati s kakšno drugo metodo, kot je na primer Box-Müllerjeva polarna metoda. S to metodo vzorec standardno normalno porazdeljene slučajne spremenljivke izračunamo iz dveh vzorcev $(u_{1i}, i = 1, \dots)$ in $(u_{2i}, i = 1, \dots)$ slučajnih spremenljivk U_1 in U_2 , ki sta neodvisni in porazdeljeni enakomerno od 0 do 1, po naslednji enačbi

$$x_i = \sqrt{-2 \ln u_{1i}} \sin(2\pi u_{2i}).$$

Vzorec y_i poljubne normalno porazdeljene slučajne spremenljivke Y s pričakovano vrednostjo m_Y in standardno deviacijo σ_Y iz vzorca x_i določimo s transformacijo

$$y_i = m_Y + x_i \sigma_Y.$$

14 Dodatek

14.1 Varianca povprečja pri končno velikih populacijah

Izpeljati želimo enačbo (8.5) za varianco povprečja vzorca pri končno velikih populacijah in vzorčenjem brez vračanja. Elementi populacije so neodvisne in enako porazdeljene slučajne spremenljivke X_i , število vseh teh spremenljivk v populaciji je N . Velikost vzorca je enaka n . Varianco povprečja izračunamo z enačbo (6.15)

$$\text{var} [\bar{X}] = \text{E} [(\bar{X} - m_X)^2] = \frac{1}{n^2} \text{E} \left[\left(\sum_{i=1}^n (X_i - m_X) \right)^2 \right] = \frac{1}{n^2} \text{E} \left[\left(\sum_{i=1}^n Y_i \right)^2 \right],$$

kjer smo upoštevali, da je

$$\bar{X} - m_X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - m_X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - m_X)$$

in vpeljali oznako

$$Y_i = X_i - m_X.$$

Vsoto slučajnih spremenljivk Y_i na kvadrat lahko zapišemo v razviti obliki takole:

$$\left(\sum_{i=1}^n Y_i \right)^2 = \sum_{i=1}^n Y_i^2 + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n Y_i Y_j.$$

Ob upoštevanju enačbe (6.28) lahko varianco povprečje sedaj zapišemo z enačbo

$$\text{var} [\bar{X}] = \frac{1}{n^2} \left(\sum_{i=1}^n \text{E} [Y_i^2] + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \text{E} [Y_i Y_j] \right). \quad (14.1)$$

Pričakovana vrednost $\text{E} [Y_i^2] = \text{E} [X_i - m_X]^2$ je zaradi enačbe (6.15) in (8.1) enaka varianci slučajne spremenljivke X

$$\text{E} [Y_i^2] = \sigma_X^2. \quad (14.2)$$

Nekoliko težje je določiti pričakovano vrednost produkta $Y_i Y_j$. Izpeljimo najprej pričakovano vrednost produkta dveh diskretnih slučajnih spremenljivk X in Y z zalogama vrednosti $x_i, i = 1, \dots, n_X$ in $y_j, j = 1, \dots, n_Y$. Pričakovano vrednost $E[XY]$ izračunamo po enačbi

$$\begin{aligned} E[XY] &= \sum_{i=1}^{n_X} \sum_{j=1}^{n_Y} x_i y_j p_{XY}(x_i, y_j) = \sum_{i=1}^{n_X} x_i \left(\sum_{j=1}^{n_Y} y_j \frac{p_{XY}(x_i, y_j)}{P_X(x_i)} \right) p_X(x_i) = \\ &= \sum_{i=1}^{n_X} x_i \left(\sum_{j=1}^{n_Y} y_j p_{Y|X}(x_i, y_j) \right) p_X(x_i) = \sum_{i=1}^{n_X} x_i E[Y|X = x_i] p_X(x_i) = E[X E[Y|X]]. \end{aligned}$$

pri čemer smo upoštevali definicijo pogojne verjetnostne funkcije (4.20) in definicijo pričakovane vrednosti (6.3). Zadnjo enačbo torej uporabimo pri določitvi pričakovane vrednosti produkta $Y_i Y_j$

$$E[Y_i Y_j] = E[Y_i E[Y_j|Y_i]]. \quad (14.3)$$

Pogojno pričakovano vrednost $E[Y_j|Y_i]$ lahko določimo z enačbo, v kateri upoštevamo vse elemente populacije

$$E[Y_j|Y_i] = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1, (k \neq i)}^N Y_k = -\frac{Y_i}{N-1}, \quad (14.4)$$

saj velja, da je vsota vseh Y_i enaka nič

$$\sum_{k=1}^N Y_k = \sum_{k=1, (k \neq i)}^N Y_k + Y_i = 0 \quad \longrightarrow \quad \sum_{k=1, (k \neq i)}^N Y_k = -Y_i.$$

Sedaj enačbo (14.4) vstavimo v (14.3) in dobimo

$$E[Y_i Y_j] = E \left[Y_i \left(\frac{Y_i}{N-1} \right) \right] = -\frac{1}{N-1} E[Y_i^2] = -\frac{\sigma_X^2}{N-1}. \quad (14.5)$$

Enačbi (14.2) in (14.5) vstavimo v enačbo (14.1) ter zapišemo

$$\text{var}[\bar{X}] = \frac{1}{n^2} \left(\sum_{i=1}^n \sigma_X^2 - 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \frac{\sigma_X^2}{N-1} \right).$$

Če upoštevamo, da je v prvi vsoti n elementov, v drugi pa $\binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2}$ elementov, dobimo končni rezultat

$$\text{var}[\bar{X}] = \frac{1}{n^2} \left(n\sigma_X^2 - 2 \frac{n(n-1)}{2} \frac{\sigma_X^2}{N-1} \right) = \frac{\sigma_X^2}{n} \left(1 - \frac{n-1}{N-1} \right) = \frac{\sigma_X^2}{n} \frac{N-n}{N-1}.$$

15 Preglednice porazdelitev

Vse preglednice smo pripravili z računalniškim programom Excel. Namesto teh preglednic lahko uporabite tudi datoteko [Statkalk.xls](#), s katero lahko izračunate vrednosti porazdelitvenih funkcij in njihovih inverznih vrednosti.

15.1 Porazdelitvena funkcija standardizirane normalne porazdelitve

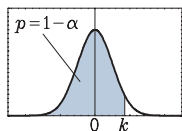
15.2 Inverzna porazdelitvena funkcija Studentove porazdelitve t

15.3 Inverzna porazdelitvena funkcija porazdelitve χ^2

15.4 Inverzna porazdelitvena funkcija normalne porazdelitve F

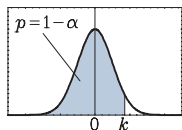
15.5 Preglednica preverjanja po Kolmogorovu in Smirnovu

15.1 Standardizirana normalna porazdelitev

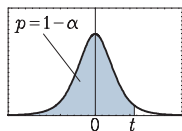


u ali k	0.00	0.01	0.02	0.03	0.04
0.0	0.50000	0.50399	0.50798	0.51197	0.51595
0.1	0.53983	0.54380	0.54776	0.55172	0.55567
0.2	0.57926	0.58317	0.58706	0.59095	0.59483
0.3	0.61791	0.62172	0.62552	0.62930	0.63307
0.4	0.65542	0.65910	0.66276	0.66640	0.67003
0.5	0.69146	0.69497	0.69847	0.70194	0.70540
0.6	0.72575	0.72907	0.73237	0.73565	0.73891
0.7	0.75804	0.76115	0.76424	0.76730	0.77035
0.8	0.78814	0.79103	0.79389	0.79673	0.79955
0.9	0.81594	0.81859	0.82121	0.82381	0.82639
1.0	0.84134	0.84375	0.84614	0.84849	0.85083
1.1	0.86433	0.86650	0.86864	0.87076	0.87286
1.2	0.88493	0.88686	0.88877	0.89065	0.89251
1.3	0.90320	0.90490	0.90658	0.90824	0.90988
1.4	0.91924	0.92073	0.92220	0.92364	0.92507
1.5	0.93319	0.93448	0.93574	0.93699	0.93822
1.6	0.94520	0.94630	0.94738	0.94845	0.94950
1.7	0.95543	0.95637	0.95728	0.95818	0.95907
1.8	0.96407	0.96485	0.96562	0.96638	0.96712
1.9	0.97128	0.97193	0.97257	0.97320	0.97381
2.0	0.97725	0.97778	0.97831	0.97882	0.97932
2.1	0.98214	0.98257	0.98300	0.98341	0.98382
2.2	0.98610	0.98645	0.98679	0.98713	0.98745
2.3	0.98928	0.98956	0.98983	0.99010	0.99036
2.4	0.99180	0.99202	0.99224	0.99245	0.99266
2.5	0.99379	0.99396	0.99413	0.99430	0.99446
2.6	0.99534	0.99547	0.99560	0.99573	0.99585
2.7	0.99653	0.99664	0.99674	0.99683	0.99693
2.8	0.99744	0.99752	0.99760	0.99767	0.99774
2.9	0.99813	0.99819	0.99825	0.99831	0.99836
3.0	0.99865	0.99869	0.99874	0.99878	0.99882
3.1	0.99903	0.99906	0.99910	0.99913	0.99916
3.2	0.99931	0.99934	0.99936	0.99938	0.99940
3.3	0.99952	0.99953	0.99955	0.99957	0.99958
3.4	0.99966	0.99968	0.99969	0.99970	0.99971
3.5	0.99977	0.99978	0.99978	0.99979	0.99980
3.6	0.99984	0.99985	0.99985	0.99986	0.99986
3.7	0.99989	0.99990	0.99990	0.99990	0.99991

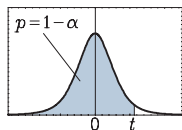
Standardizirana normalna porazdelitev (nadaljevanje)



u ali k	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09
0.0	0.51994	0.52392	0.52790	0.53188	0.53586
0.1	0.55962	0.56356	0.56749	0.57142	0.57535
0.2	0.59871	0.60257	0.60642	0.61026	0.61409
0.3	0.63683	0.64058	0.64431	0.64803	0.65173
0.4	0.67364	0.67724	0.68082	0.68439	0.68793
0.5	0.70884	0.71226	0.71566	0.71904	0.72240
0.6	0.74215	0.74537	0.74857	0.75175	0.75490
0.7	0.77337	0.77637	0.77935	0.78230	0.78524
0.8	0.80234	0.80511	0.80785	0.81057	0.81327
0.9	0.82894	0.83147	0.83398	0.83646	0.83891
1.0	0.85314	0.85543	0.85769	0.85993	0.86214
1.1	0.87493	0.87698	0.87900	0.88100	0.88298
1.2	0.89435	0.89617	0.89796	0.89973	0.90147
1.3	0.91149	0.91308	0.91466	0.91621	0.91774
1.4	0.92647	0.92785	0.92922	0.93056	0.93189
1.5	0.93943	0.94062	0.94179	0.94295	0.94408
1.6	0.95053	0.95154	0.95254	0.95352	0.95449
1.7	0.95994	0.96080	0.96164	0.96246	0.96327
1.8	0.96784	0.96856	0.96926	0.96995	0.97062
1.9	0.97441	0.97500	0.97558	0.97615	0.97670
2.0	0.97982	0.98030	0.98077	0.98124	0.98169
2.1	0.98422	0.98461	0.98500	0.98537	0.98574
2.2	0.98778	0.98809	0.98840	0.98870	0.98899
2.3	0.99061	0.99086	0.99111	0.99134	0.99158
2.4	0.99286	0.99305	0.99324	0.99343	0.99361
2.5	0.99461	0.99477	0.99492	0.99506	0.99520
2.6	0.99598	0.99609	0.99621	0.99632	0.99643
2.7	0.99702	0.99711	0.99720	0.99728	0.99736
2.8	0.99781	0.99788	0.99795	0.99801	0.99807
2.9	0.99841	0.99846	0.99851	0.99856	0.99861
3.0	0.99886	0.99889	0.99893	0.99896	0.99900
3.1	0.99918	0.99921	0.99924	0.99926	0.99929
3.2	0.99942	0.99944	0.99946	0.99948	0.99950
3.3	0.99960	0.99961	0.99962	0.99964	0.99965
3.4	0.99972	0.99973	0.99974	0.99975	0.99976
3.5	0.99981	0.99981	0.99982	0.99983	0.99983
3.6	0.99987	0.99987	0.99988	0.99988	0.99989
3.7	0.99991	0.99992	0.99992	0.99992	0.99992

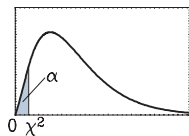
15.2 Studentova porazdelitev t 

ν	$p = 1 - \alpha$								
	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	0.975	0.99	0.995	
1	1.000	1.376	1.963	3.078	6.314	12.706	31.821	63.656	
2	0.816	1.061	1.386	1.886	2.920	4.303	6.965	9.925	
3	0.765	0.978	1.250	1.638	2.353	3.182	4.541	5.841	
4	0.741	0.941	1.190	1.533	2.132	2.776	3.747	4.604	
5	0.727	0.920	1.156	1.476	2.015	2.571	3.365	4.032	
6	0.718	0.906	1.134	1.440	1.943	2.447	3.143	3.707	
7	0.711	0.896	1.119	1.415	1.895	2.365	2.998	3.499	
8	0.706	0.889	1.108	1.397	1.860	2.306	2.896	3.355	
9	0.703	0.883	1.100	1.383	1.833	2.262	2.821	3.250	
10	0.700	0.879	1.093	1.372	1.812	2.228	2.764	3.169	
11	0.697	0.876	1.088	1.363	1.796	2.201	2.718	3.106	
12	0.695	0.873	1.083	1.356	1.782	2.179	2.681	3.055	
13	0.694	0.870	1.079	1.350	1.771	2.160	2.650	3.012	
14	0.692	0.868	1.076	1.345	1.761	2.145	2.624	2.977	
15	0.691	0.866	1.074	1.341	1.753	2.131	2.602	2.947	
16	0.690	0.865	1.071	1.337	1.746	2.120	2.583	2.921	
17	0.689	0.863	1.069	1.333	1.740	2.110	2.567	2.898	
18	0.688	0.862	1.067	1.330	1.734	2.101	2.552	2.878	
19	0.688	0.861	1.066	1.328	1.729	2.093	2.539	2.861	
20	0.687	0.860	1.064	1.325	1.725	2.086	2.528	2.845	
21	0.686	0.859	1.063	1.323	1.721	2.080	2.518	2.831	
22	0.686	0.858	1.061	1.321	1.717	2.074	2.508	2.819	
23	0.685	0.858	1.060	1.319	1.714	2.069	2.500	2.807	
24	0.685	0.857	1.059	1.318	1.711	2.064	2.492	2.797	
25	0.684	0.856	1.058	1.316	1.708	2.060	2.485	2.787	
26	0.684	0.856	1.058	1.315	1.706	2.056	2.479	2.779	
27	0.684	0.855	1.057	1.314	1.703	2.052	2.473	2.771	
28	0.683	0.855	1.056	1.313	1.701	2.048	2.467	2.763	
29	0.683	0.854	1.055	1.311	1.699	2.045	2.462	2.756	
30	0.683	0.854	1.055	1.310	1.697	2.042	2.457	2.750	
31	0.682	0.853	1.054	1.309	1.696	2.040	2.453	2.744	
32	0.682	0.853	1.054	1.309	1.694	2.037	2.449	2.738	
33	0.682	0.853	1.053	1.308	1.692	2.035	2.445	2.733	
34	0.682	0.852	1.052	1.307	1.691	2.032	2.441	2.728	
35	0.682	0.852	1.052	1.306	1.690	2.030	2.438	2.724	
36	0.681	0.852	1.052	1.306	1.688	2.028	2.434	2.719	

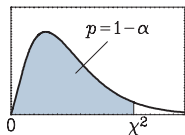
Studentova porazdelitev t (nadaljevanje)

ν	$p = 1 - \alpha$							
	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	0.975	0.99	0.995
37	0.681	0.851	1.051	1.305	1.687	2.026	2.431	2.715
38	0.681	0.851	1.051	1.304	1.686	2.024	2.429	2.712
39	0.681	0.851	1.050	1.304	1.685	2.023	2.426	2.708
40	0.681	0.851	1.050	1.303	1.684	2.021	2.423	2.704
41	0.681	0.850	1.050	1.303	1.683	2.020	2.421	2.701
42	0.680	0.850	1.049	1.302	1.682	2.018	2.418	2.698
43	0.680	0.850	1.049	1.302	1.681	2.017	2.416	2.695
44	0.680	0.850	1.049	1.301	1.680	2.015	2.414	2.692
45	0.680	0.850	1.049	1.301	1.679	2.014	2.412	2.690
46	0.680	0.850	1.048	1.300	1.679	2.013	2.410	2.687
47	0.680	0.849	1.048	1.300	1.678	2.012	2.408	2.685
48	0.680	0.849	1.048	1.299	1.677	2.011	2.407	2.682
49	0.680	0.849	1.048	1.299	1.677	2.010	2.405	2.680
50	0.679	0.849	1.047	1.299	1.676	2.009	2.403	2.678
55	0.679	0.848	1.046	1.297	1.673	2.004	2.396	2.668
60	0.679	0.848	1.045	1.296	1.671	2.000	2.390	2.660
65	0.678	0.847	1.045	1.295	1.669	1.997	2.385	2.654
70	0.678	0.847	1.044	1.294	1.667	1.994	2.381	2.648
75	0.678	0.846	1.044	1.293	1.665	1.992	2.377	2.643
80	0.678	0.846	1.043	1.292	1.664	1.990	2.374	2.639
85	0.677	0.846	1.043	1.292	1.663	1.988	2.371	2.635
90	0.677	0.846	1.042	1.291	1.662	1.987	2.368	2.632
95	0.677	0.845	1.042	1.291	1.661	1.985	2.366	2.629
100	0.677	0.845	1.042	1.290	1.660	1.984	2.364	2.626
110	0.677	0.845	1.041	1.289	1.659	1.982	2.361	2.621
120	0.677	0.845	1.041	1.289	1.658	1.980	2.358	2.617
130	0.676	0.844	1.041	1.288	1.657	1.978	2.355	2.614
140	0.676	0.844	1.040	1.288	1.656	1.977	2.353	2.611
150	0.676	0.844	1.040	1.287	1.655	1.976	2.351	2.609
160	0.676	0.844	1.040	1.287	1.654	1.975	2.350	2.607
170	0.676	0.844	1.040	1.287	1.654	1.974	2.348	2.605
180	0.676	0.844	1.039	1.286	1.653	1.973	2.347	2.603
∞	0.674	0.842	1.036	1.282	1.645	1.960	2.326	2.576

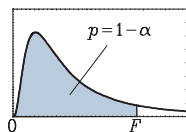
15.3 Porazdelitev χ^2



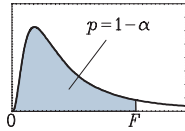
ν	α						
	0.001	0.005	0.010	0.025	0.050	0.100	0.250
1	0.000002	0.00004	0.0002	0.001	0.004	0.016	0.102
2	0.002	0.010	0.020	0.051	0.103	0.211	0.575
3	0.024	0.072	0.115	0.216	0.352	0.584	1.213
4	0.091	0.207	0.297	0.484	0.711	1.064	1.923
5	0.210	0.412	0.554	0.831	1.145	1.610	2.675
6	0.381	0.676	0.872	1.237	1.635	2.204	3.455
7	0.599	0.989	1.239	1.690	2.167	2.833	4.255
8	0.857	1.344	1.647	2.180	2.733	3.490	5.071
9	1.152	1.735	2.088	2.700	3.325	4.168	5.899
10	1.479	2.156	2.558	3.247	3.940	4.865	6.737
11	1.834	2.603	3.053	3.816	4.575	5.578	7.584
12	2.214	3.074	3.571	4.404	5.226	6.304	8.438
13	2.617	3.565	4.107	5.009	5.892	7.041	9.299
14	3.041	4.075	4.660	5.629	6.571	7.790	10.165
15	3.483	4.601	5.229	6.262	7.261	8.547	11.037
16	3.942	5.142	5.812	6.908	7.962	9.312	11.912
17	4.416	5.697	6.408	7.564	8.672	10.085	12.792
18	4.905	6.265	7.015	8.231	9.390	10.865	13.675
19	5.407	6.844	7.633	8.907	10.117	11.651	14.562
20	5.921	7.434	8.260	9.591	10.851	12.443	15.452
21	6.447	8.034	8.897	10.283	11.591	13.240	16.344
22	6.983	8.643	9.542	10.982	12.338	14.041	17.240
23	7.529	9.260	10.196	11.689	13.091	14.848	18.137
24	8.085	9.886	10.856	12.401	13.848	15.659	19.037
25	8.649	10.520	11.524	13.120	14.611	16.473	19.939
26	9.222	11.160	12.198	13.844	15.379	17.292	20.843
27	9.803	11.808	12.878	14.573	16.151	18.114	21.749
28	10.391	12.461	13.565	15.308	16.928	18.939	22.657
29	10.986	13.121	14.256	16.047	17.708	19.768	23.567
30	11.588	13.787	14.953	16.791	18.493	20.599	24.478
31	12.196	14.458	15.655	17.539	19.281	21.434	25.390
32	12.810	15.134	16.362	18.291	20.072	22.271	26.304
33	13.431	15.815	17.073	19.047	20.867	23.110	27.219
34	14.057	16.501	17.789	19.806	21.664	23.952	28.136
35	14.688	17.192	18.509	20.569	22.465	24.797	29.054
40	17.917	20.707	22.164	24.433	26.509	29.051	33.660
50	24.674	27.991	29.707	32.357	34.764	37.689	42.942

Porazdelitev χ^2 (nadaljevanje)

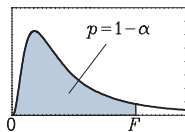
ν	$p = 1 - \alpha$						
	0.500	0.750	0.900	0.950	0.975	0.990	0.995
1	0.455	1.323	2.706	3.841	5.024	6.635	7.879
2	1.386	2.773	4.605	5.991	7.378	9.210	10.597
3	2.366	4.108	6.251	7.815	9.348	11.345	12.838
4	3.357	5.385	7.779	9.488	11.143	13.277	14.860
5	4.351	6.626	9.236	11.070	12.832	15.086	16.750
6	5.348	7.841	10.645	12.592	14.449	16.812	18.548
7	6.346	9.037	12.017	14.067	16.013	18.475	20.278
8	7.344	10.219	13.362	15.507	17.535	20.090	21.955
9	8.343	11.389	14.684	16.919	19.023	21.666	23.589
10	9.342	12.549	15.987	18.307	20.483	23.209	25.188
11	10.341	13.701	17.275	19.675	21.920	24.725	26.757
12	11.340	14.845	18.549	21.026	23.337	26.217	28.300
13	12.340	15.984	19.812	22.362	24.736	27.688	29.819
14	13.339	17.117	21.064	23.685	26.119	29.141	31.319
15	14.339	18.245	22.307	24.996	27.488	30.578	32.801
16	15.338	19.369	23.542	26.296	28.845	32.000	34.267
17	16.338	20.489	24.769	27.587	30.191	33.409	35.718
18	17.338	21.605	25.989	28.869	31.526	34.805	37.156
19	18.338	22.718	27.204	30.144	32.852	36.191	38.582
20	19.337	23.828	28.412	31.410	34.170	37.566	39.997
21	20.337	24.935	29.615	32.671	35.479	38.932	41.401
22	21.337	26.039	30.813	33.924	36.781	40.289	42.796
23	22.337	27.141	32.007	35.172	38.076	41.638	44.181
24	23.337	28.241	33.196	36.415	39.364	42.980	45.558
25	24.337	29.339	34.382	37.652	40.646	44.314	46.928
26	25.336	30.435	35.563	38.885	41.923	45.642	48.290
27	26.336	31.528	36.741	40.113	43.195	46.963	49.645
28	27.336	32.620	37.916	41.337	44.461	48.278	50.994
29	28.336	33.711	39.087	42.557	45.722	49.588	52.335
30	29.336	34.800	40.256	43.773	46.979	50.892	53.672
31	30.336	35.887	41.422	44.985	48.232	52.191	55.002
32	31.336	36.973	42.585	46.194	49.480	53.486	56.328
33	32.336	38.058	43.745	47.400	50.725	54.775	57.648
34	33.336	39.141	44.903	48.602	51.966	56.061	58.964
35	34.336	40.223	46.059	49.802	53.203	57.342	60.275
40	39.335	45.616	51.805	55.758	59.342	63.691	66.766
50	49.335	56.334	63.167	67.505	71.420	76.154	79.490

15.4 Porazdelitev F 

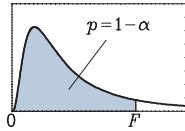
$p = 1 - \alpha$	ν_2	ν_1					
		1	2	3	4	5	6
0.900	1	39.9	49.5	53.6	55.8	57.2	58.2
0.950	1	161.4	199.5	215.7	224.6	230.2	234.0
0.975	1	647.8	799.5	864.2	899.6	921.8	937.1
0.990	1	4052.2	4999.3	5403.5	5624.3	5764.0	5859.0
0.995	1	16212.5	19997.4	21614.1	22500.8	23055.8	23439.5
0.900	2	8.53	9.00	9.16	9.24	9.29	9.33
0.950	2	18.51	19.00	19.16	19.25	19.30	19.33
0.975	2	38.51	39.00	39.17	39.25	39.30	39.33
0.990	2	98.50	99.00	99.16	99.25	99.30	99.33
0.995	2	198.50	199.01	199.16	199.24	199.30	199.33
0.900	3	5.538	5.462	5.391	5.343	5.309	5.285
0.950	3	10.128	9.552	9.277	9.117	9.013	8.941
0.975	3	17.443	16.044	15.439	15.101	14.885	14.735
0.990	3	34.116	30.816	29.457	28.710	28.237	27.911
0.995	3	55.552	49.800	47.468	46.195	45.391	44.838
0.900	4	4.545	4.325	4.191	4.107	4.051	4.010
0.950	4	7.709	6.944	6.591	6.388	6.256	6.163
0.975	4	12.218	10.649	9.979	9.604	9.364	9.197
0.990	4	21.198	18.000	16.694	15.977	15.522	15.207
0.995	4	31.332	26.284	24.260	23.154	22.456	21.975
0.900	5	4.060	3.780	3.619	3.520	3.453	3.405
0.950	5	6.608	5.786	5.409	5.192	5.050	4.950
0.975	5	10.007	8.434	7.764	7.388	7.146	6.978
0.990	5	16.258	13.274	12.060	11.392	10.967	10.672
0.995	5	22.785	18.314	16.530	15.556	14.939	14.513
0.900	6	3.776	3.463	3.289	3.181	3.108	3.055
0.950	6	5.987	5.143	4.757	4.534	4.387	4.284
0.975	6	8.813	7.260	6.599	6.227	5.988	5.820
0.990	6	13.745	10.925	9.780	9.148	8.746	8.466
0.995	6	18.635	14.544	12.917	12.028	11.464	11.073

Porazdelitev F (nadaljevanje)

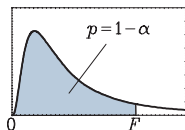
$p = 1 - \alpha$	ν_2	ν_1					
		1	2	3	4	5	6
0.900	7	3.589	3.257	3.074	2.961	2.883	2.827
0.950	7	5.591	4.737	4.347	4.120	3.972	3.866
0.975	7	8.073	6.542	5.890	5.523	5.285	5.119
0.990	7	12.246	9.547	8.451	7.847	7.460	7.191
0.995	7	16.235	12.404	10.883	10.050	9.522	9.155
0.900	8	3.458	3.113	2.924	2.806	2.726	2.668
0.950	8	5.318	4.459	4.066	3.838	3.688	3.581
0.975	8	7.571	6.059	5.416	5.053	4.817	4.652
0.990	8	11.259	8.649	7.591	7.006	6.632	6.371
0.995	8	14.688	11.043	9.597	8.805	8.302	7.952
0.900	9	3.360	3.006	2.813	2.693	2.611	2.551
0.950	9	5.117	4.256	3.863	3.633	3.482	3.374
0.975	9	7.209	5.715	5.078	4.718	4.484	4.320
0.990	9	10.562	8.022	6.992	6.422	6.057	5.802
0.995	9	13.614	10.107	8.717	7.956	7.471	7.134
0.900	10	3.285	2.924	2.728	2.605	2.522	2.461
0.950	10	4.965	4.103	3.708	3.478	3.326	3.217
0.975	10	6.937	5.456	4.826	4.468	4.236	4.072
0.990	10	10.044	7.559	6.552	5.994	5.636	5.386
0.995	10	12.827	9.427	8.081	7.343	6.872	6.545
0.900	11	3.225	2.860	2.660	2.536	2.451	2.389
0.950	11	4.844	3.982	3.587	3.357	3.204	3.095
0.975	11	6.724	5.256	4.630	4.275	4.044	3.881
0.990	11	9.646	7.206	6.217	5.668	5.316	5.069
0.995	11	12.226	8.912	7.600	6.881	6.422	6.102
0.900	15	3.073	2.695	2.490	2.361	2.273	2.208
0.950	15	4.543	3.682	3.287	3.056	2.901	2.790
0.975	15	6.200	4.765	4.153	3.804	3.576	3.415
0.990	15	8.683	6.359	5.417	4.893	4.556	4.318
0.995	15	10.798	7.701	6.476	5.803	5.372	5.071

Porazdelitev F (nadaljevanje)

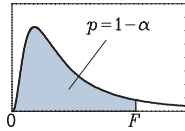
$p = 1 - \alpha$	ν_2	ν_1					
		1	2	3	4	5	6
0.900	20	2.975	2.589	2.380	2.249	2.158	2.091
0.950	20	4.351	3.493	3.098	2.866	2.711	2.599
0.975	20	5.871	4.461	3.859	3.515	3.289	3.128
0.990	20	8.096	5.849	4.938	4.431	4.103	3.871
0.995	20	9.944	6.987	5.818	5.174	4.762	4.472
0.900	25	2.918	2.528	2.317	2.184	2.092	2.024
0.950	25	4.242	3.385	2.991	2.759	2.603	2.490
0.975	25	5.686	4.291	3.694	3.353	3.129	2.969
0.990	25	7.770	5.568	4.675	4.177	3.855	3.627
0.995	25	9.475	6.598	5.462	4.835	4.433	4.150
0.900	30	2.881	2.489	2.276	2.142	2.049	1.980
0.950	30	4.171	3.316	2.922	2.690	2.534	2.421
0.975	30	5.568	4.182	3.589	3.250	3.026	2.867
0.990	30	7.562	5.390	4.510	4.018	3.699	3.473
0.995	30	9.180	6.355	5.239	4.623	4.228	3.949
0.900	50	2.809	2.412	2.197	2.061	1.966	1.895
0.950	50	4.034	3.183	2.790	2.557	2.400	2.286
0.975	50	5.340	3.975	3.390	3.054	2.833	2.674
0.990	50	7.171	5.057	4.199	3.720	3.408	3.186
0.995	50	8.626	5.902	4.826	4.232	3.849	3.579
0.900	100	2.756	2.356	2.139	2.002	1.906	1.834
0.950	100	3.936	3.087	2.696	2.463	2.305	2.191
0.975	100	5.179	3.828	3.250	2.917	2.696	2.537
0.990	100	6.895	4.824	3.984	3.513	3.206	2.988
0.995	100	8.241	5.589	4.542	3.963	3.589	3.325
0.900	∞	2.706	2.303	2.084	1.945	1.847	1.774
0.950	∞	3.841	2.996	2.605	2.372	2.214	2.099
0.975	∞	5.024	3.689	3.116	2.786	2.566	2.408
0.990	∞	6.635	4.605	3.782	3.319	3.017	2.802
0.995	∞	7.879	5.298	4.279	3.715	3.350	3.091

Porazdelitev F (nadaljevanje)

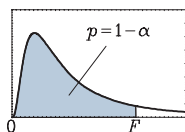
$p = 1 - \alpha$	ν_2	ν_1					
		7	8	9	10	11	15
0.900	1	58.9	59.4	59.9	60.2	60.5	61.2
0.950	1	236.8	238.9	240.5	241.9	243.0	245.9
0.975	1	948.2	956.6	963.3	968.6	973.0	984.9
0.990	1	5928.3	5981.0	6022.4	6055.9	6083.4	6157.0
0.995	1	23715.2	23923.8	24091.5	24221.8	24333.6	24631.6
0.900	2	9.35	9.37	9.38	9.39	9.40	9.42
0.950	2	19.35	19.37	19.38	19.40	19.40	19.43
0.975	2	39.36	39.37	39.39	39.40	39.41	39.43
0.990	2	99.36	99.38	99.39	99.40	99.41	99.43
0.995	2	199.36	199.38	199.39	199.39	199.42	199.43
0.900	3	5.266	5.252	5.240	5.230	5.222	5.200
0.950	3	8.887	8.845	8.812	8.785	8.763	8.703
0.975	3	14.624	14.540	14.473	14.419	14.374	14.253
0.990	3	27.671	27.489	27.345	27.228	27.132	26.872
0.995	3	44.434	44.125	43.881	43.685	43.525	43.085
0.900	4	3.979	3.955	3.936	3.920	3.907	3.870
0.950	4	6.094	6.041	5.999	5.964	5.936	5.858
0.975	4	9.074	8.980	8.905	8.844	8.794	8.657
0.990	4	14.976	14.799	14.659	14.546	14.452	14.198
0.995	4	21.622	21.352	21.138	20.967	20.824	20.438
0.900	5	3.368	3.339	3.316	3.297	3.282	3.238
0.950	5	4.876	4.818	4.772	4.735	4.704	4.619
0.975	5	6.853	6.757	6.681	6.619	6.568	6.428
0.990	5	10.456	10.289	10.158	10.051	9.963	9.722
0.995	5	14.200	13.961	13.772	13.618	13.491	13.146
0.900	6	3.014	2.983	2.958	2.937	2.920	2.871
0.950	6	4.207	4.147	4.099	4.060	4.027	3.938
0.975	6	5.695	5.600	5.523	5.461	5.410	5.269
0.990	6	8.260	8.102	7.976	7.874	7.790	7.559
0.995	6	10.786	10.566	10.391	10.250	10.133	9.814

Porazdelitev F (nadaljevanje)

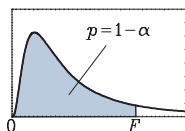
$p = 1 - \alpha$	ν_2	ν_1					
		7	8	9	10	11	15
0.900	7	2.785	2.752	2.725	2.703	2.684	2.632
0.950	7	3.787	3.726	3.677	3.637	3.603	3.511
0.975	7	4.995	4.899	4.823	4.761	4.709	4.568
0.990	7	6.993	6.840	6.719	6.620	6.538	6.314
0.995	7	8.885	8.678	8.514	8.380	8.270	7.968
0.900	8	2.624	2.589	2.561	2.538	2.519	2.464
0.950	8	3.500	3.438	3.388	3.347	3.313	3.218
0.975	8	4.529	4.433	4.357	4.295	4.243	4.101
0.990	8	6.178	6.029	5.911	5.814	5.734	5.515
0.995	8	7.694	7.496	7.339	7.211	7.105	6.814
0.900	9	2.505	2.469	2.440	2.416	2.396	2.340
0.950	9	3.293	3.230	3.179	3.137	3.102	3.006
0.975	9	4.197	4.102	4.026	3.964	3.912	3.769
0.990	9	5.613	5.467	5.351	5.257	5.178	4.962
0.995	9	6.885	6.693	6.541	6.417	6.314	6.032
0.900	10	2.414	2.377	2.347	2.323	2.302	2.244
0.950	10	3.135	3.072	3.020	2.978	2.943	2.845
0.975	10	3.950	3.855	3.779	3.717	3.665	3.522
0.990	10	5.200	5.057	4.942	4.849	4.772	4.558
0.995	10	6.303	6.116	5.968	5.847	5.746	5.471
0.900	11	2.342	2.304	2.274	2.248	2.227	2.167
0.950	11	3.012	2.948	2.896	2.854	2.818	2.719
0.975	11	3.759	3.664	3.588	3.526	3.474	3.330
0.990	11	4.886	4.744	4.632	4.539	4.462	4.251
0.995	11	5.865	5.682	5.537	5.418	5.320	5.049
0.900	15	2.158	2.119	2.086	2.059	2.037	1.972
0.950	15	2.707	2.641	2.588	2.544	2.507	2.403
0.975	15	3.293	3.199	3.123	3.060	3.008	2.862
0.990	15	4.142	4.004	3.895	3.805	3.730	3.522
0.995	15	4.847	4.674	4.536	4.424	4.329	4.070

Porazdelitev F (nadaljevanje)

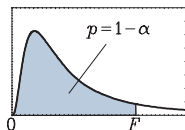
$p = 1 - \alpha$	ν_2	ν_1					
		7	8	9	10	11	15
0.900	20	2.040	1.999	1.965	1.937	1.913	1.845
0.950	20	2.514	2.447	2.393	2.348	2.310	2.203
0.975	20	3.007	2.913	2.837	2.774	2.721	2.573
0.990	20	3.699	3.564	3.457	3.368	3.294	3.088
0.995	20	4.257	4.090	3.956	3.847	3.756	3.502
0.900	25	1.971	1.929	1.895	1.866	1.841	1.771
0.950	25	2.405	2.337	2.282	2.236	2.198	2.089
0.975	25	2.848	2.753	2.677	2.613	2.560	2.411
0.990	25	3.457	3.324	3.217	3.129	3.056	2.850
0.995	25	3.939	3.776	3.645	3.537	3.447	3.196
0.900	30	1.927	1.884	1.849	1.819	1.794	1.722
0.950	30	2.334	2.266	2.211	2.165	2.126	2.015
0.975	30	2.746	2.651	2.575	2.511	2.458	2.307
0.990	30	3.305	3.173	3.067	2.979	2.906	2.700
0.995	30	3.742	3.580	3.451	3.344	3.255	3.006
0.900	50	1.840	1.796	1.760	1.729	1.703	1.627
0.950	50	2.199	2.130	2.073	2.026	1.986	1.871
0.975	50	2.553	2.458	2.381	2.317	2.263	2.109
0.990	50	3.020	2.890	2.785	2.698	2.625	2.419
0.995	50	3.376	3.219	3.092	2.988	2.900	2.653
0.900	100	1.778	1.732	1.695	1.663	1.636	1.557
0.950	100	2.103	2.032	1.975	1.927	1.886	1.768
0.975	100	2.417	2.321	2.244	2.179	2.124	1.968
0.990	100	2.823	2.694	2.590	2.503	2.430	2.223
0.995	100	3.127	2.972	2.847	2.744	2.657	2.411
0.900	∞	1.717	1.670	1.632	1.599	1.570	1.487
0.950	∞	2.010	1.938	1.880	1.831	1.789	1.666
0.975	∞	2.288	2.192	2.114	2.048	1.993	1.833
0.990	∞	2.639	2.511	2.407	2.321	2.248	2.039
0.995	∞	2.897	2.744	2.621	2.519	2.432	2.187

Porazdelitev F (nadaljevanje)

$p = 1 - \alpha$	ν_2	ν_1					
		20	25	30	50	100	∞
0.900	1	61.7	62.1	62.3	62.7	63.0	63.3
0.950	1	248.0	249.3	250.1	251.8	253.0	254.3
0.975	1	993.1	998.1	1001.4	1008.1	1013.2	1018.3
0.990	1	6208.7	6239.9	6260.4	6302.3	6333.9	6365.6
0.995	1	24836.5	24959.4	25041.4	25212.8	25339.4	25466.1
0.900	2	9.44	9.45	9.46	9.47	9.48	9.49
0.950	2	19.45	19.46	19.46	19.48	19.49	19.50
0.975	2	39.45	39.46	39.46	39.48	39.49	39.50
0.990	2	99.45	99.46	99.47	99.48	99.49	99.50
0.995	2	199.45	199.45	199.48	199.48	199.48	199.51
0.900	3	5.184	5.175	5.168	5.155	5.144	5.134
0.950	3	8.660	8.634	8.617	8.581	8.554	8.526
0.975	3	14.167	14.115	14.081	14.010	13.956	13.902
0.990	3	26.690	26.579	26.504	26.354	26.241	26.125
0.995	3	42.779	42.590	42.466	42.211	42.022	41.829
0.900	4	3.844	3.828	3.817	3.795	3.778	3.761
0.950	4	5.803	5.769	5.746	5.699	5.664	5.628
0.975	4	8.560	8.501	8.461	8.381	8.319	8.257
0.990	4	14.019	13.911	13.838	13.690	13.577	13.463
0.995	4	20.167	20.003	19.892	19.667	19.497	19.325
0.900	5	3.207	3.187	3.174	3.147	3.126	3.105
0.950	5	4.558	4.521	4.496	4.444	4.405	4.365
0.975	5	6.329	6.268	6.227	6.144	6.080	6.015
0.990	5	9.553	9.449	9.379	9.238	9.130	9.020
0.995	5	12.903	12.756	12.656	12.454	12.300	12.144
0.900	6	2.836	2.815	2.800	2.770	2.746	2.722
0.950	6	3.874	3.835	3.808	3.754	3.712	3.669
0.975	6	5.168	5.107	5.065	4.980	4.915	4.849
0.990	6	7.396	7.296	7.229	7.091	6.987	6.880
0.995	6	9.589	9.451	9.358	9.170	9.026	8.879

Porazdelitev F (nadaljevanje)

$p = 1 - \alpha$	ν_2	ν_1					
		20	25	30	50	100	∞
0.900	7	2.595	2.571	2.555	2.523	2.497	2.471
0.950	7	3.445	3.404	3.376	3.319	3.275	3.230
0.975	7	4.467	4.405	4.362	4.276	4.210	4.142
0.990	7	6.155	6.058	5.992	5.858	5.755	5.650
0.995	7	7.754	7.623	7.534	7.354	7.217	7.076
0.900	8	2.425	2.400	2.383	2.348	2.321	2.293
0.950	8	3.150	3.108	3.079	3.020	2.975	2.928
0.975	8	3.999	3.937	3.894	3.807	3.739	3.670
0.990	8	5.359	5.263	5.198	5.065	4.963	4.859
0.995	8	6.608	6.482	6.396	6.222	6.087	5.951
0.900	9	2.298	2.272	2.255	2.218	2.189	2.159
0.950	9	2.936	2.893	2.864	2.803	2.756	2.707
0.975	9	3.667	3.604	3.560	3.472	3.403	3.333
0.990	9	4.808	4.713	4.649	4.517	4.415	4.311
0.995	9	5.832	5.708	5.625	5.454	5.322	5.188
0.900	10	2.201	2.174	2.155	2.117	2.087	2.055
0.950	10	2.774	2.730	2.700	2.637	2.588	2.538
0.975	10	3.419	3.355	3.311	3.221	3.152	3.080
0.990	10	4.405	4.311	4.247	4.115	4.014	3.909
0.995	10	5.274	5.153	5.071	4.902	4.772	4.639
0.900	11	2.123	2.095	2.076	2.036	2.005	1.972
0.950	11	2.646	2.601	2.570	2.507	2.457	2.404
0.975	11	3.226	3.162	3.118	3.027	2.956	2.883
0.990	11	4.099	4.005	3.941	3.810	3.708	3.602
0.995	11	4.855	4.736	4.654	4.488	4.359	4.226
0.900	15	1.924	1.894	1.873	1.828	1.793	1.755
0.950	15	2.328	2.280	2.247	2.178	2.123	2.066
0.975	15	2.756	2.689	2.644	2.549	2.474	2.395
0.990	15	3.372	3.278	3.214	3.081	2.977	2.868
0.995	15	3.883	3.766	3.687	3.523	3.394	3.260

Porazdelitev F (nadaljevanje)

$p = 1 - \alpha$	ν_2	ν_1					
		20	25	30	50	100	∞
0.900	20	1.794	1.761	1.738	1.690	1.650	1.607
0.950	20	2.124	2.074	2.039	1.966	1.907	1.843
0.975	20	2.464	2.396	2.349	2.249	2.170	2.085
0.990	20	2.938	2.843	2.778	2.643	2.535	2.421
0.995	20	3.318	3.203	3.123	2.959	2.828	2.690
0.900	25	1.718	1.683	1.659	1.607	1.565	1.518
0.950	25	2.007	1.955	1.919	1.842	1.779	1.711
0.975	25	2.300	2.230	2.182	2.079	1.996	1.906
0.990	25	2.699	2.604	2.538	2.400	2.289	2.169
0.995	25	3.013	2.898	2.819	2.652	2.519	2.377
0.900	30	1.667	1.632	1.606	1.552	1.507	1.456
0.950	30	1.932	1.878	1.841	1.761	1.695	1.622
0.975	30	2.195	2.124	2.074	1.968	1.882	1.787
0.990	30	2.549	2.453	2.386	2.245	2.131	2.006
0.995	30	2.823	2.708	2.628	2.459	2.323	2.176
0.900	50	1.568	1.529	1.502	1.441	1.388	1.327
0.950	50	1.784	1.727	1.687	1.599	1.525	1.438
0.975	50	1.993	1.919	1.866	1.752	1.656	1.545
0.990	50	2.265	2.167	2.098	1.949	1.825	1.683
0.995	50	2.470	2.353	2.272	2.097	1.951	1.786
0.900	100	1.494	1.453	1.423	1.355	1.293	1.214
0.950	100	1.676	1.616	1.573	1.477	1.392	1.283
0.975	100	1.849	1.770	1.715	1.592	1.483	1.347
0.990	100	2.067	1.965	1.893	1.735	1.598	1.427
0.995	100	2.227	2.108	2.024	1.840	1.681	1.485
0.900	∞	1.421	1.375	1.342	1.263	1.185	1.000
0.950	∞	1.571	1.506	1.459	1.350	1.243	1.000
0.975	∞	1.708	1.626	1.566	1.428	1.296	1.000
0.990	∞	1.878	1.773	1.696	1.523	1.358	1.000
0.995	∞	2.000	1.877	1.789	1.590	1.402	1.000

15.5 Preverjanje Kolmogorov-Smirnov

n	$D_{n,\alpha=0.10}$	$D_{n,\alpha=0.05}$	$D_{n,\alpha=0.02}$	$D_{n,\alpha=0.01}$
5	0.5088	0.5646	0.6309	0.6767
6	0.4681	0.5195	0.5804	0.6226
7	0.4359	0.4838	0.5405	0.5798
8	0.4097	0.4546	0.5080	0.5448
9	0.3877	0.4302	0.4807	0.5156
10	0.3690	0.4094	0.4575	0.4907
11	0.3527	0.3914	0.4373	0.4691
12	0.3385	0.3756	0.4197	0.4501
13	0.3258	0.3616	0.4040	0.4333
14	0.3145	0.3490	0.3900	0.4183
15	0.3043	0.3377	0.3773	0.4047
16	0.2951	0.3274	0.3659	0.3924
17	0.2866	0.3181	0.3554	0.3812
18	0.2789	0.3095	0.3458	0.3709
19	0.2717	0.3015	0.3369	0.3614
20	0.2651	0.2942	0.3287	0.3525
21	0.2589	0.2873	0.3210	0.3444
22	0.2532	0.2810	0.3139	0.3367
23	0.2478	0.2750	0.3072	0.3296
24	0.2428	0.2694	0.3010	0.3228
25	0.2380	0.2641	0.2951	0.3165
30	0.2179	0.2418	0.2701	0.2898
35	0.2021	0.2243	0.2506	0.2688
40	0.1894	0.2102	0.2348	0.2519
50	0.1698	0.1885	0.2106	0.2259
60	0.1553	0.1723	0.1926	0.2065
70	0.1440	0.1598	0.1785	0.1915
80	0.1348	0.1496	0.1672	0.1793
90	0.1272	0.1412	0.1578	0.1692
100	0.1208	0.1341	0.1498	0.1607
120	0.1104	0.1225	0.1369	0.1468
150	0.0989	0.1097	0.1226	0.1315
200	0.0858	0.0952	0.1063	0.1141
250	0.0768	0.0852	0.0952	0.1021
300	0.0701	0.0778	0.0870	0.0933
350	0.0650	0.0721	0.0806	0.0864
400	0.0608	0.0675	0.0754	0.0809
500	0.0544	0.0604	0.0675	0.0724

Literatura

Literature, ki obravnavajo verjetnostni račun, statistiko in sorodne vede, je mnogo, napisana je v različnih jezikih, tudi slovenščini. Tukaj prikazani spisek, ki vsebuje le slovenske in angleške vire, ni popoln, čeprav obsega mnogo več literature, kot bi je potreboval tudi najbolj znanja željni študent. Poleg običajnih podatkov o knjigi so tukaj podane še oznake knjižnic, v katerih lahko knjigo dobimo (CTK - Centralna tehniška knjižnica, FGG - knjižnica Fakultete za gradbeništvo in geodezijo, PF - knjižnica Pedagoške fakultete, IG - knjižnica Inštituta za geologijo, KI - knjižnica Kemijskega inštituta).

- [1] Barnet, V.; Turkman, K. F., Statistics for the Environment (Water Related Issues), John Wiley&Sons, 1994. (IG)
- [2] Benjamin, J. R.; Cornell, C. A., Probability, Statistics, and Decision for Civil Engineers, McGraw-Hill, 1970. (FGG)
- [3] Blejec, M.; Statistične metode za ekonomiste, Univerza v Ljubljani, Ljubljana, 1976.
- [4] Bury, K., Statistical Distributions in Engineering, Cambridge University Press, 1999. (CTK)
- [5] Cryer, A.; Davies, M.; Francis, B.; Goodall, G., Statistics 5&6, Hodder&Staughton, 1998. (FGG)
- [6] Davies, M.; Francis, B., Statistics 4, Hodder&Staughton, 1997. (FGG)
- [7] Drnovšek, R.; Košir, T.; Kramar, E.; Lešnjak, G., Zbirka rešenih nalog iz verjetnostnega računa, DMFA Slovenije, 1998. (CTK)
- [8] Everitt, B. S., The Cambridge dictionary of Statistics, Cambridge University Press, 1998. (CTK)
- [9] Gumbel, E. J., Statistics of Extremes, Columbia University Press, 1958.
- [10] Hayes, W. L., Statistics, Harcourt Brace College Publishers, 1994. (CTK)
- [11] Hines, W. W.; Montgomery, D.C., Probability and Statistics in Engineering and Management Science, John Wiley&Sons, 1990. (CTK)
- [12] Huff, D., How to lie with statistics, W.W. Norton&Company, 1993.

- [13] Jamnik, R., Uvod v matematično statistiko, DMFA Slovenije, 1976. (FGG)
- [14] Jamnik, R., Verjetnostni račun, Mladinska knjiga, 1971. (FGG)
- [15] Jamnik, R., Verjetnostni račun in statistika, DMFA Slovenije, 1986. (FGG)
- [16] Kinney, J. J., Probability, An Introduction with Statistical Applications, John Wiley&Sons, 1997. (CTK)
- [17] Košmelj, K., Opisna statistika na zgledih, Didakta, 1995. (CTK)
- [18] Košmelj, B., Arh, F., Doberšek Urbanc, A., Ferligoj, A., Omladič M., Statistični terminološki slovar, Statistično društvo Slovenije, Statistični urad Republike Slovenije, 2001. (CTK)
- [19] Kottegoda, N. T.; Rosso, R., Statistics, Probability and Reliability for Civil and Environmental Engineering, McGraw-Hill, 1997. (IG)
- [20] McCuen, R. H.; Snyder, W. M., Hydrologic Modeling: Statistical Methods and Applications, Prentice-Hall, 1986.
- [21] Metcalfe, A. V., Statistics in Civil Engineering, Arnold, 1997. (CTK)
- [22] Montgomery, D. C.; Runger, G. C., Applied Statistics and Probability for Engineers, John Wiley&Sons, 1994. (CTK)
- [23] Moore, D. S., Statistics, Concepts and Contraversies, W.H. Freeman and Comp., 1996. (CTK)
- [24] Mosteller, F., Fifty challanging problems in probability, Dover Publications, 1965.
- [25] Phillips, J. L., How to Think about Statistics, W.H. Freeman and Comp., 1996. (CTK)
- [26] Rao, P. S. R. S., Variance Components Estimation, Chapman&Hall, 1997. (CTK)
- [27] Reiss, R. D.; Thomas, M., Statistical Analysis od Extreme Values, Birkhaeuser Verlag, 1997. (PF)
- [28] Ross, S. M., Introduction to Probability Models, Academic Press, 1997. (CTK)
- [29] Rozanov, Y. A., Probability Theory, A Concise Course, Dover Publications, 1969.
- [30] Sadovskii, L. E.; Sadovskii, A. L. Mathematics and Sport, American Mathematical Society, 1991.
- [31] Sanders, D. H., Statistics, A Fresh Approach, McGraw-Hill, 1990. (KI)
- [32] Spiegel, M. R., Theory and Problems of Probability and Statistics, McGraw-Hill, 1997. (CTK)
- [33] Spiegel, M. R., Theory and Problems of Statistics, McGraw-Hill, 1992. (BTF, CTK)
- [34] Vadnal, A., Elementarni uvod v verjetnostni račun, DZS, 1979. (CTK)
- [35] Vining, G. G., Statistical Methods for Engineers, Duxbury Press, 1998. (CTK)

Nekaj zanimivih internetnih naslovov

- [1] Cedilnik, A., Valantič, T., Statistični urad republike Slovenije. Internet: <http://www.sigov.si/zrs/slo/>
- [2] Grinstead, C. M.; Snell, J. L., Introduction to Probability, 1998. Internet: http://www.dartmouth.edu/~chance/teaching_aids/books_articles/probability_book/book.html
- [3] Hopkins, W. G., A New View of Statistics, 2002. Internet: <http://www.sportsci.org/resource/stats/index.html>
- [4] NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods, Engineering statistics Handbook, 2002. Internet: <http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/index.htm>
- [5] Piele D., Introduction to probability, Mathematica notebooks. Internet: <http://www.uwp.edu/academic/mathematics/probability/index.htm>
- [6] Pollett, P., Bob Dobrow, B., The probability web, 1995-2002. Internet: <http://www.mathcs.carleton.edu/probweb/probweb.html>
- [7] Siegrist, K., Virtual Laboratories in Probability and Statistics, 1997-2001. Internet: <http://www.math.uah.edu/stat/index.html>
- [8] StatSoft, Inc. Electronic Statistics Textbook. Tulsa, OK: StatSoft, 2002. Internet: <http://www.statsoft.com/textbook/stathome.html>
- [9] Wolfram Research, Statistics with Mathematica. Internet: http://www.wri.com/solutions/statistics/functions/functions_testing.html

Stvarno kazalo

- aksiomi verjetnostnega računa, 17
 - analiza variance, 197
 - dva faktorja, 199
 - en faktor, 197
 - aritmetična sredina, 8
 - asimptotične porazdelitve ekstremnih vrednosti, 117

 - Bayesov obrazec, 21
 - Bernoullijev poskus, 74
 - binomska porazdelitev, 75, 136
 - bivariatna analiza, 181

 - centralni limitni izrek, 94
 - centralni moment, 58

 - diagram kumulativne frekvence, 3
 - dogodek, 12
 - gotov, 13
 - naključni, 13
 - nemogoč, 13
 - nezdružljivost, 14
 - domneva, 161
 - alternativna, 161
 - neparametrična, 161
 - ničelna, 161
 - parametrična, 161

 - eksponentna porazdelitev, 88, 139
 - empirična frekvenca, 181
 - enakomerna porazdelitev, 72, 136, 144

 - Fréchetova porazdelitev, 120
-

- Gaussova porazdelitev, 93
- generiranje vzorca slučajne spremenljivke, 202
 - Box–Müllerjeva metoda, 204
 - inverzna metoda, 203
 - normalna porazdelitev, 203
- gostota verjetnosti, 28, 37
- Gumbelova porazdelitev, 118, 137, 142

- hipoteza, 161
- histogram, 3

- indeks zanesljivosti konstrukcij, 105, 115
- interval zaupanja
 - varianca, 150
- interval zaupanja, 145
 - pričakovana vrednost, 146
 - delež v populaciji, 155
 - razlika med pričakovanima vrednostima, 152
 - razmerje varianc, 153
- intervalna ocena, 128

- koeficient asimetrije, 59
- koeficient korelacije, 185
- koeficient kurtosis, 59
- koeficient sploščenosti, 59
- koeficient variacije, 58
- Kolmogorov–Smirnov, 178, 223
- kontingenčna preglednica, 181
- konvolucija, 55
- korelacijski koeficient, 65
- kovarianca, 64, 185
- kritično območje, 162

- linearna regresija, 186
- linearna regresija več spremenljivk, 194
- lognormalna porazdelitev, 109, 137, 141

- matematično upanje, 56
- metoda najmanjših kvadratov, 186
- metoda najmanjših kvadratov, 195
- metoda največjega verjetja, 137
- metodamomentov, 135

moment

slučajna spremenljivka, 56

slučajni vektor, 63

način dogodka, 13

nasprotni dogodek, 14

nelinearna regresija, 191

nepriistranska ocena, 130

nezdružljivost dogodkov, 14

normalna porazdelitev, 93, 136, 140, 208

normalne enačbe, 187, 196

območje zavrnitve ničelne domneve, 162

Pearsonov koeficient korelacije, 185

pogojna porazdelitev, 33, 40

pogojna verjetnost, 19

Poissonov proces, 86

Poissonova porazdelitev, 84

popolna verjetnost dogodka, 20

popolni sistem dogodkov, 14

populacija, 128

porazdelitev

F , 127, 214

χ^2 , 127, 212

binomska, 75

eksponentna, 88

ekstremnih vrednosti, 115

enakomerna, 72

Fréchetova, 120

gama, 90

Gaussova, 93

Gumbelova, 118

lognormalna, 109

normalna, 93

Poissonova, 84

Studenova, 127

Weibullova, 124

porazdelitev gama, 90

porazdelitvena funkcija, 24, 28, 32

povprečje, 8

povprečje vzorca, 130

pričakovana vrednost, 130

- varianca, 130
- preglednice porazdelitev, 207
 - normalna porazdelitev, 208
 - porazdelitev χ^2 , 212
 - porazdelitev F , 214
 - porazdelitev Kolmogorov–Smirnov, 223
 - Studentova porazdelitev, 210
- preizkus χ^2 , 172
- preizkus domneve, 161
 - delež v populaciji, 172
 - Kolmogorov in Smirnov, 178
 - kritično območje, 162
 - linearna odvisnost, 184, 189
 - napaka I. vrste, 163
 - napaka II. vrste, 163
 - porazdelitev, 173
 - postopek, 161
 - pričakovana vrednost, 162
 - razlika med pričakovanima vrednostima, 166
 - razmerje med variancama, 170
 - skladnost, 172
 - statistična odvisnost, 181
 - test χ^2 , 172
 - varianca, 168
- preizkus skladnosti, 172
- pričakovana vrednost, 56, 63
 - funkcija slučajne spremenljivke, 59
 - funkcija slučajnega vektorja, 68
- produkt dogodkov, 13

- regresija
 - linearna, 186
 - nelinearna, 191
- robna porazdelitev, 32, 40

- simulacije, 202
- slučajna spremenljivka, 23
 - diskretna, 23, 24
 - gostota verjetnosti, 28
 - porazdelitev, 24
 - porazdelitvena funkcija, 24
 - verjetnostna funkcija, 24

- zaloga vrednosti, 23
- zvezna, 23, 27
- slučajni vektor, 30
 - diskretni, 31
 - gostota verjetnosti, 37
 - pogojna porazdelitev, 33, 40
 - porazdelitvena funkcija, 32
 - robna porazdelitev, 32, 40
 - verjetnostna funkcija, 31
 - zaloga vrednosti, 30
 - zvezni, 37
- srednja vrednost, 56
- standardizirana normalna porazdelitev, 97
- standardna deviacija, 58
- standardni odklon, 58
- statistika, 128
- stohastični proces, 86
- stoletna voda, 113, 119, 122, 124
- stolpični diagram, 3
- Studentova porazdelitev, 127, 210

- teoretična frekvenca, 181
- točkovna ocena, 128, 134
- transformacija slučajne spremenljivke, 46
 - diskretna, 46
 - linearna, 50
 - zvezna, 49
- transformacija slučajnega vektorja, 54
 - konvolucija, 55
- tveganje, 162

- varianca, 58, 64
- varianca vzorca, 131
 - pričakovana vrednost, 131
 - varianca, 133
- velikost vzorca, 159
- Vennov diagram, 14
- verjetnost dogodka, 15
 - aksiomatična definicija, 17
 - klasična definicija, 17
 - pogojna, 19
 - popolna, 20

- statistična definicija, 15
- subjektivna definicija, 18
- verjetnostna funkcija, 24, 31
- verjetnostni prostor, 14
- vsota dogodkov, 13
- vzorčenje, 128
 - po klastrih, 129
 - po skupinah, 129
 - slučajno, 129
 - subjektivno, 130
- vzorec, 128

- Weibullova porazdelitev, 124