



ODKRIVANJE KRAJ IN GOLJUFIJ IZ RAČUNOVODSKIH IZKAZOV

Dr. Mateja Gorenc

Uvod

- Zaradi vse bolj tveganega in nestabilnega poslovnega okolja se pojavljajo različne oblike kraj in goljufij, ki jih je možno razbrati iz računovodskih izkazov.
- Goljufija je namerno napačno dejanje posloводства, zaposlenih ali tretjih oseb, da bi z goljufijo pridobili neupravičene koristi.
- Napačne navedbe v računovodskih izkazih se pojavljajo zaradi prevarantskega računovodskega poročanja ali poneverbe sredstev.
- Ni nujno, da prevaro v računovodskih izkazih zagreši računovodja, saj se lahko le-ta znajde pod pritiskom drugih oseb, na primer vrhovnega posloводства ali direktorja.
- Razloge za nastanek prevar v računovodskih izkazih je mogoče iskati znotraj podjetja ali zunaj njega, pri čemer so najpomembnejši priložnost, pritisk in racionalizacija med zaznanim problemom ter priložnostjo.

Odkrivanje kraj in goljufij iz računovodskih izkazov

- Tradicionalni načini odkrivanja prevar se običajno začnejo z navedbo ali anomalijo, da nekaj ni pravilno. To je znak, da je treba opraviti dodatne preiskave, računalniške poizvedbe in intervjuje.
- Statistične metode so postale zelo učinkovite pri odkrivanju sumljivih področij, ki kažejo na morebitne prevare. Te metode povečini zahtevajo napredno znanje.
- Tehnik za odkrivanje kraj in goljufij iz računovodskih izkazih je mnogo.
- BZ je izredno učinkovit pripomoček, saj lahko z njegovo uporabo odkrivamo prevare, ki se nanašajo na izmišljene, prirejene ali zaokrožene številke pri računovodskih izkazih.
- BZ je ena izmed rešitev, ki jih je mogoče uporabljati za pridobivanje podatkov o morebitnih prevarah. Ključnega pomena za odkrivanje prevar je zbiranje podatkov.

Benfordov zakon – BZ

- BZ je matematično orodje in je eden od načinov, s katerim lahko ugotovimo, ali gre pri preiskovanih računovodskih izkazih za nenamerne napake ali prevare.
- BZ pravi, da se verjetnost pojavljanja števk na različnih mestih v številu logaritmično zmanjšuje, ko se vrednost številke povečuje. To je v nasprotju z intuicijo, ki navaja, da so številke porazdeljene enakomerno.
- BZ se uporablja predvsem kot sredstvo za prepoznavanje ponarejenih podatkov.
- BZ se uporablja tudi kot forenzično orodje za primerjanje dejanske pogostosti števk s pričakovanimi frekvencami.
- Pomembno je vedeti, da se pri analizi s pomočjo BZ pozitivne in negativne vrednosti obravnavajo enako, prav tako tudi vrednosti z decimalnimi števili.
- Prva vodilna številka je prva (ne ničelna) številka nekega števila, ki je na skrajni levi.

Benfordov zakon – prva številka

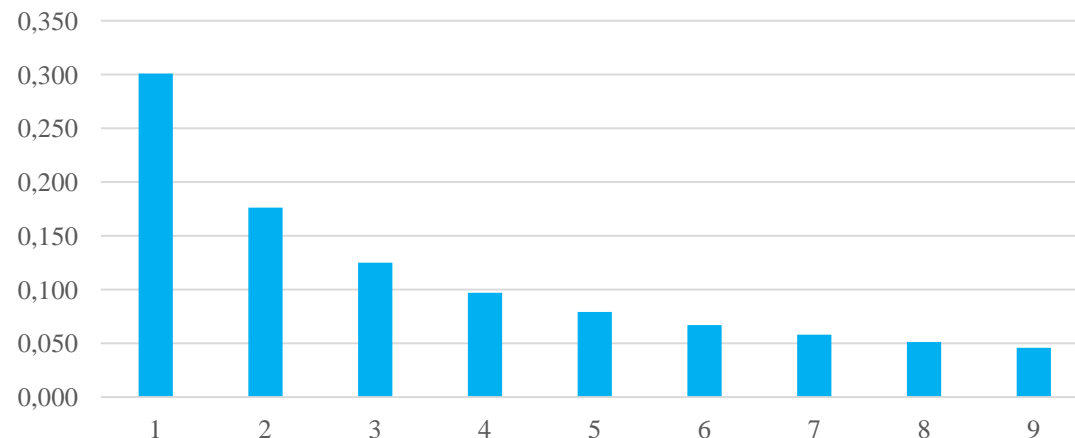
Verjetnosti pojavitve prve številke pridemo s pomočjo matematične formule:

$$P(D_1 = d_1) = \log\left(1 + \frac{1}{d_1}\right); d_1 \in \{1, 2, \dots, 9\}.$$

Če je slučajna spremenljivka D_1 porazdeljena po BZ je njena porazdelitvena tabela približno enaka

$$D_1 \sim \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 \\ 0,301 & 0,176 & 0,125 & 0,097 & 0,079 & 0,067 & 0,058 & 0,051 & 0,046 \end{pmatrix}$$

Benfordov zakon za prvo značilno številko



Benfordov zakon – druga številka

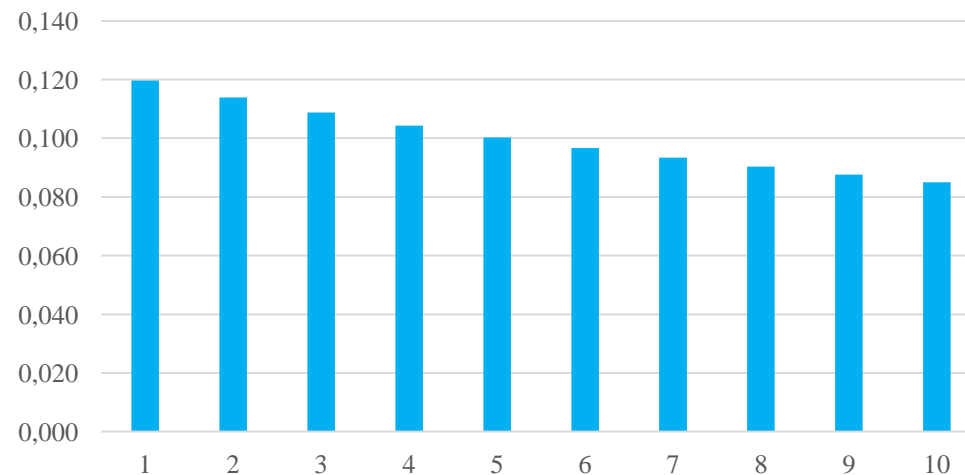
Verjetnosti pojavitve druge številke pridemo s pomočjo matematične formule:

$$P(D_2 = d_2) = \sum_{d_1=1}^9 \log\left(1 + \frac{1}{d_1 d_2}\right); d_2 \in \{0, 1, \dots, 9\}.$$

Slučajna spremenljivka D_2 ima torej v tem primeru naslednjo (približno) porazdelitveno tabelo:

$$D_2 \sim \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 \\ 0,120 & 0,114 & 0,108 & 0,104 & 0,100 & 0,097 & 0,093 & 0,090 & 0,088 & 0,085 \end{pmatrix}.$$

Benfordov zakon za drugo številko

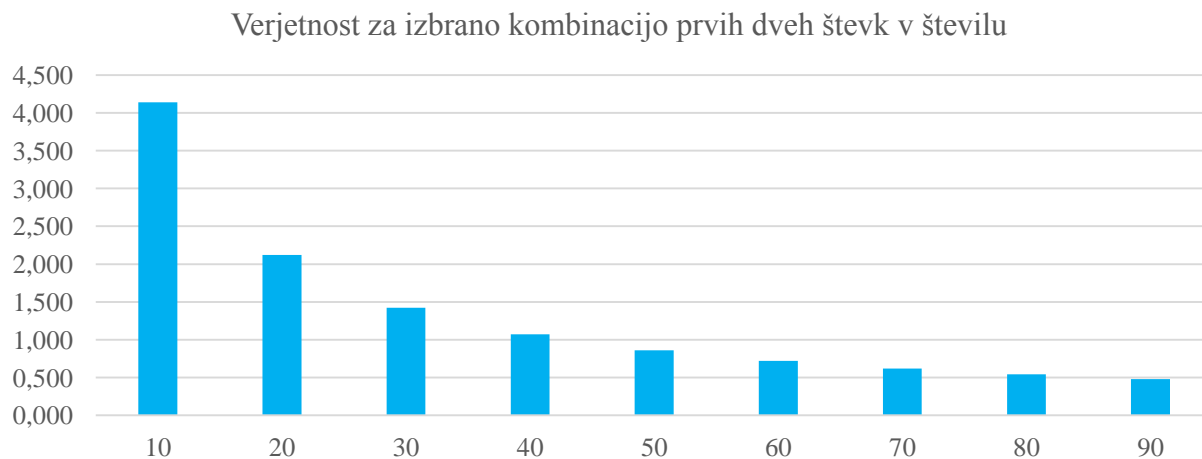


Benfordov zakon – prvi dve števk

Verjetnosti pojavitve prvih dveh števk pridemo s pomočjo matematične formule:

$$P(D_1 D_2 = d_1 d_2) = \log\left(1 + \frac{1}{d_1 d_2}\right); d_1 d_2 \in \{10, 11, \dots, 99\}.$$

Test prvih dveh števk je smiselno uporabiti, kadar je niz podatkov relativno majhen.



Splošni statistični testi za preverjanje pravilnosti Benfordovega zakona

- **Z – test** se uporablja za preverjanje, ali se dejanski deleži za določeno številko bistveno razlikujejo od Benfordove porazdelitve.
- Formula upošteva absolutno velikost razlike, število zapisov in obseg pričakovanega deleža.
- Za preverjanje Benfordove porazdelitve običajno uporabimo 95-odstotno zanesljivost, ki se razprostira na intervalu $\pm 1,960$.
- Formula je povzeta po Fleiss (1981) in je prikazana v spodnji enačbi.

$$Z = \frac{|AP - EP| - \left(\frac{1}{2N}\right)}{\sqrt{\frac{EP(1 - EP)}{N}}},$$

kjer *AP* (Actual Proportion) pomeni dejanski delež, *EP* (Expected Proportion) je pričakovani delež in *N* je število zapisov. Zadnji izraz v števcu ($1/2N$) je popravek in se uporablja le, če je manjši od prvega izraza v števcu.

- **MAD-test** (*MAD – Mean Absolute Deviation*)
- Z izračunom povprečnega absolutnega odklona ugotavljamo, ali so številke skladne z BZ.

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^K |AP-EP|}{K},$$

kjer K predstavlja število vseh števk, AP (Actual Proportion) pomeni dejanski delež, EP (Expected Proportion) pa je pričakovani delež.

- Verjetnost pojavitve številke na različnih mestih v številu

| Številke | Razpon | Zaključek |
|-------------------|--------------------|-----------------------------|
| Prva številka | 0.000 do 0.006 | blizu skladnosti |
| | 0.006 do 0.012 | spremenljiva skladnost |
| | 0.012 do 0.015 | malo spremenljiva skladnost |
| | nad 0.015 | neskladnost |
| Druga številka | 0.000 do 0.008 | blizu skladnosti |
| | 0.008 do 0.010 | spremenljiva skladnost |
| | 0.010 do 0.012 | malo spremenljiva skladnost |
| | več kot 0.012 | neskladnost |
| Prvi dve številki | 0.0000 do 0.0012 | blizu skladnosti |
| | 0.0012 do 0.0018 | spremenljiva skladnost |
| | 0.0018 do 0.0022 | malo spremenljiva skladnost |
| | nad 0.0022 | neskladnost |
| Prve tri številke | 0.00000 do 0.00036 | blizu skladnosti |
| | 0.00036 do 0.00044 | spremenljiva skladnost |
| | 0.00044 do 0.00050 | malo spremenljiva skladnost |
| | nad 0.00050 | neskladnost |

→ **Hi-kvadrat test**

→ **χ^2 -test** uporabljamo za ugotavljanje, ali vzorec ustreza predpostavljeni porazdelitvi.

→ Rezultati n -meritev so razdeljeni v k -razrede. Za i -ti razred imamo izmerjeno *relativno frekvenco* p_i elementov v razredu. Predpostavljena porazdelitev nam da *teoretične verjetnosti* (frekvence) t_i -elementov v razredu.

$$\chi^2 = n * \sum_{i=1}^k \frac{(p_i - t_i)^2}{t_i},$$

Testiramo hipotezi:

H_0 : vzorec je skladen s predpostavljeno porazdelitvijo.

H_1 : vzorec ni skladen s predpostavljeno porazdelitvijo.

Če je vrednost statistike χ^2 večja od $\chi^2_{1-\alpha}$, ničelno hipotezo zavrnamo in trdimo, da vzorec ni skladen z izbrano porazdelitvijo.

→ **Linearna regresija**

→ Saville (2006) je uporabil posebno metodo testiranja za ugotavljanje skladnosti z BZ. Uporabil je **linearno regresijo**

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i,$$

kjer je Y_i delež za i -to številko na podlagi podatkov vzorca, β_0 in β_1 sta parametra, X_i je pričakovana porazdelitev po Benfordovim zakonom in ε_i je naključna napaka povprečja $\varepsilon_i = 0$ in variance σ^2 . Pogoji napake ε_i in ε_j je, da sta nepovezana, tako da je kovarianca $\sigma^2 = 0$ za vse i, j , kjer je $i \neq j$ in $i = 1, 2, \dots, n$.

→ Popolna skladnost vzorčnih podatkov bi bila pri $\beta_0 = 0$ in $\beta_1 = 1$

Odkrite kraje in goljufije v računovodskih izkazih s pomočjo BZ

- **General Motors Corporation (GM)** je šel 1. Julija 2009 v stečaj.
- Z uporabo BZ so preverili verodostojnosti terjatev in obveznosti podjetja GM. Seznam je bil sestavljen iz 961 računov, ki so bili večji od 10\$ za obdobje od marca do maja 2009. Na podlagi analize prvih dveh števk so prišli do ugotovitve, da obveznosti do dobaviteljev niso porazdeljene po BZ. Na podlagi izračunov so ugotovili, da je seznam nepopolen saj številke ne ustrezajo BZ.
- Nadaljnja analiza GM je bila analiza zneskov plačanih prodajalcem 90 dni pred likvidacijo. Seznam je bil sestavljen iz 15.300 plačil ter je znašal 3.431 bilijon \$. Na podlagi pregleda plačil so ugotovili, da prihaja do zaokroževanja števil na 10, 20, 50 in 60, kar ni ustrezno. Predvideva se, da so zaokrožena števila predplačila, donacije, ki jih je opravljala glavna pisarna. Našli so približno 100 plačil z točnim zneskom 10.000 \$.
- Našli so tudi eno čudno plačilo v vrednosti zneska 999.999 \$ nakazano podjetju Esis.

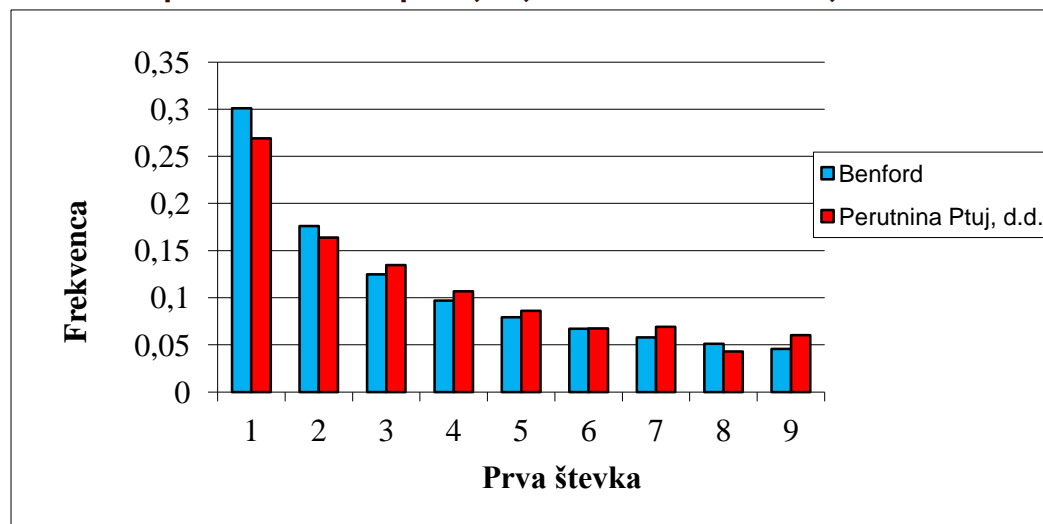
- **Podjetje Chrysler LLC (Chrysler)** je 30. Aprila 2009 vložil postopek za stečaj podjetja.
- Z BZ so analizirali 2.933 dokumentov v skupnem znesku plačil 8.587 bilijonov \$. Analiza je bila osredotočena na posamezne zneske plačil. Na podlagi analize prvih dveh števk so prišli do ugotovitve, da so števila porazdeljena po BZ.
- Napake so našli samo pri zaokroževanju števil 10, 50 in 75. Ta zaokrožena števila so vključevala plačila za 10.000 \$, 50.000\$ in 75.000 \$ odvetniškim družbam, nekaj plačil pa je vključevalo plačilo prodajalcem, kar se redno dogaja v avtomobilski industriji.
- Podatki so skoraj popolnoma skladni z BZ. Predvideva se, da BZ ni primeren za odkrivanje prevar v podjetju Chrysler, saj podatki prikazujejo popoln nabor podatkov.
- Naredili so še izračun zadnjih dveh števil, ki prikazujejo cente v zneskih plačil. Z izračunom so ugotovili, da se je okrog 14 % števil končalo z 00. Zaokroževanje zadnjih dveh števil na 00 je izredno zanimiv, saj so avtomobili družbe Chrysler poimenovani Chrysler 200 in Chrysler 300
- Treba bi bilo narediti še več analiz predno lahko podamo kakršne trditve glede stečajnih postopkov.

Perutnina Ptuj, d.d. – prva številka

Test prve številke podjetja Perutnina Ptuj, d. d., v obdobju od 2011 do 2015

| Prva značilna številka | Vzorčna frekvenca (Perutnina Ptuj, d. d.) | Frekvenca (Perutnina Ptuj, d. d.) | Frekvenca – Benfordov zakon | Razlika | Z-statistika |
|------------------------|---|-----------------------------------|-----------------------------|----------|--------------|
| 1 | 156 | 0,26897 | 0,30103 | -0,03206 | 1,63820 |
| 2 | 95 | 0,16379 | 0,17609 | -0,01230 | 0,72307 |
| 3 | 78 | 0,13448 | 0,12494 | 0,00954 | 0,63236 |
| 4 | 62 | 0,10690 | 0,09691 | 0,00999 | 0,74280 |
| 5 | 50 | 0,08621 | 0,07918 | 0,00703 | 0,54973 |
| 6 | 39 | 0,06724 | 0,06695 | 0,00029 | -0,05470 |
| 7 | 40 | 0,06897 | 0,05799 | 0,01097 | 1,04188 |
| 8 | 25 | 0,04310 | 0,05115 | -0,00805 | 0,78565 |
| 9 | 35 | 0,06034 | 0,04576 | 0,01459 | 1,58188 |
| Skupaj | 580 | 100,00000 | 100,00000 | | |

Grafični prikaz testa prve številke podjetja Perutnina Ptuj, d. d.



Perutnina Ptuj, d.d. – prva številka

MAD = 0,01165 → je spremenljivo skladna z BZ

$\chi^2 = 8,497 \rightarrow$ pri 95-odstotni zanesljivosti trdimo, da **so** prve številke porazdeljene po BZ.

Linearna regresija

$$Y_i = 0,017 + 0,849X_i + \varepsilon_i$$

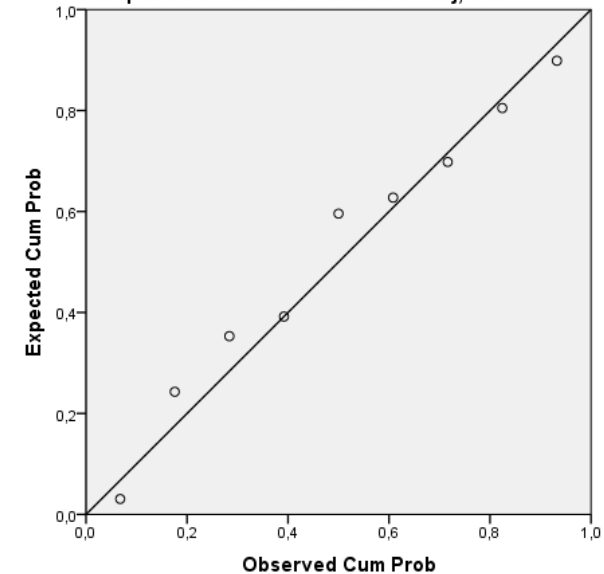
$$0,004 \leq \beta_0 \leq 0,029$$

$$0,757 \leq \beta_1 \leq 0,942$$

→ Podatki **so skladni** z BZ

Normal P-P Plot of Regression Standardized Residual

Dependent Variable: Perutnina Ptuj, d.d.

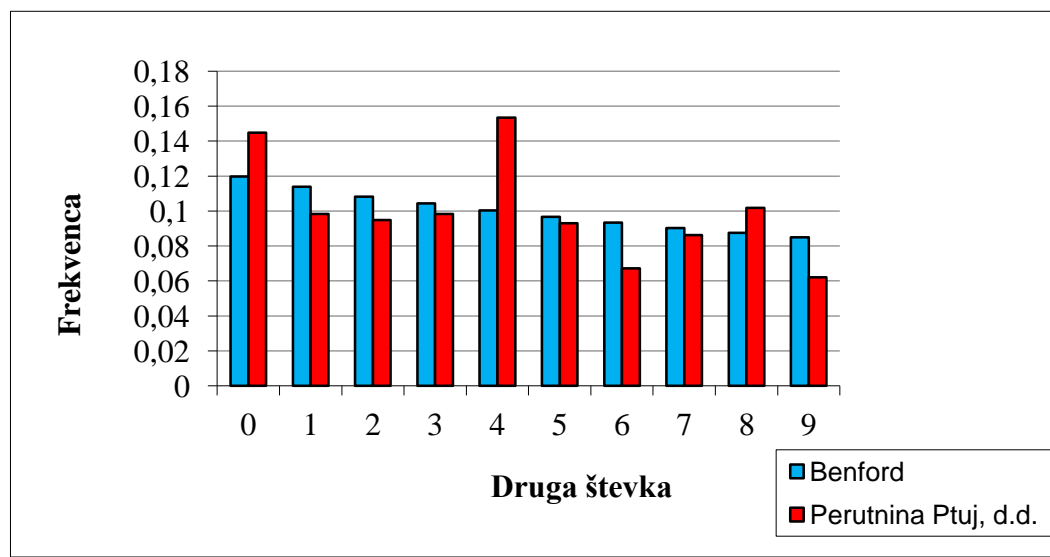


Perutnina Ptuj, d.d. – druga številka

Test druge številke podjetja Perutnina Ptuj, d. d., v obdobju od 2011 do 2015

| Druga značilna številka | Vzorčna frekvenca (Perutnina Ptuj, d. d.) | Frekvenca (Perutnina Ptuj, d. d.) | Frekvenca – Benfordov zakon | Razlika | Z-statistika |
|-------------------------|---|-----------------------------------|-----------------------------|----------|----------------|
| 0 | 84 | 0,14483 | 0,11968 | 0,02515 | 1,80190 |
| 1 | 57 | 0,09828 | 0,11389 | -0,01561 | 1,11836 |
| 2 | 55 | 0,09483 | 0,10822 | -0,01339 | 0,97139 |
| 3 | 57 | 0,09828 | 0,10433 | -0,00605 | 0,40905 |
| 4 | 89 | 0,15345 | 0,10031 | 0,05314 | 4,19082 |
| 5 | 54 | 0,09310 | 0,09668 | -0,00358 | 0,22121 |
| 6 | 39 | 0,06724 | 0,09337 | -0,02613 | 2,09142 |
| 7 | 50 | 0,08621 | 0,09035 | -0,00414 | 0,27563 |
| 8 | 59 | 0,10172 | 0,08757 | 0,01415 | 1,13248 |
| 9 | 36 | 0,06207 | 0,08500 | -0,02293 | 1,90579 |
| Skupaj | 580 | 100,00000 | 100,00000 | | |

Grafični prikaz testa druge številke podjetja Perutnina Ptuj, d. d.



Perutnina Ptuj, d.d. – druga številka

MAD = 0,01843 → ni skladna z BZ

$\chi^2 = 31,141 \rightarrow$ pri 95-odstotni zanesljivosti trdimo, da druge številke **niso porazdeljene po BZ.**

Linearna regresija

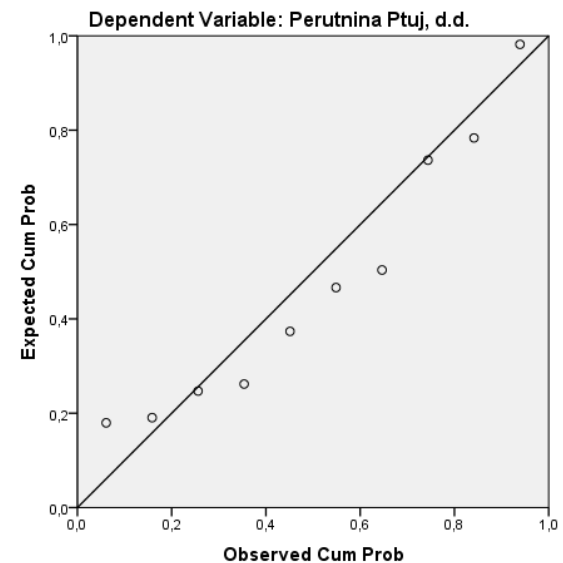
$$Y_i = -0,046 + 1,462X_i + \varepsilon_i$$

$$-0,215 \leq \beta_0 \leq 0,123$$

$$-0,233 \leq \beta_1 \leq 3,147$$

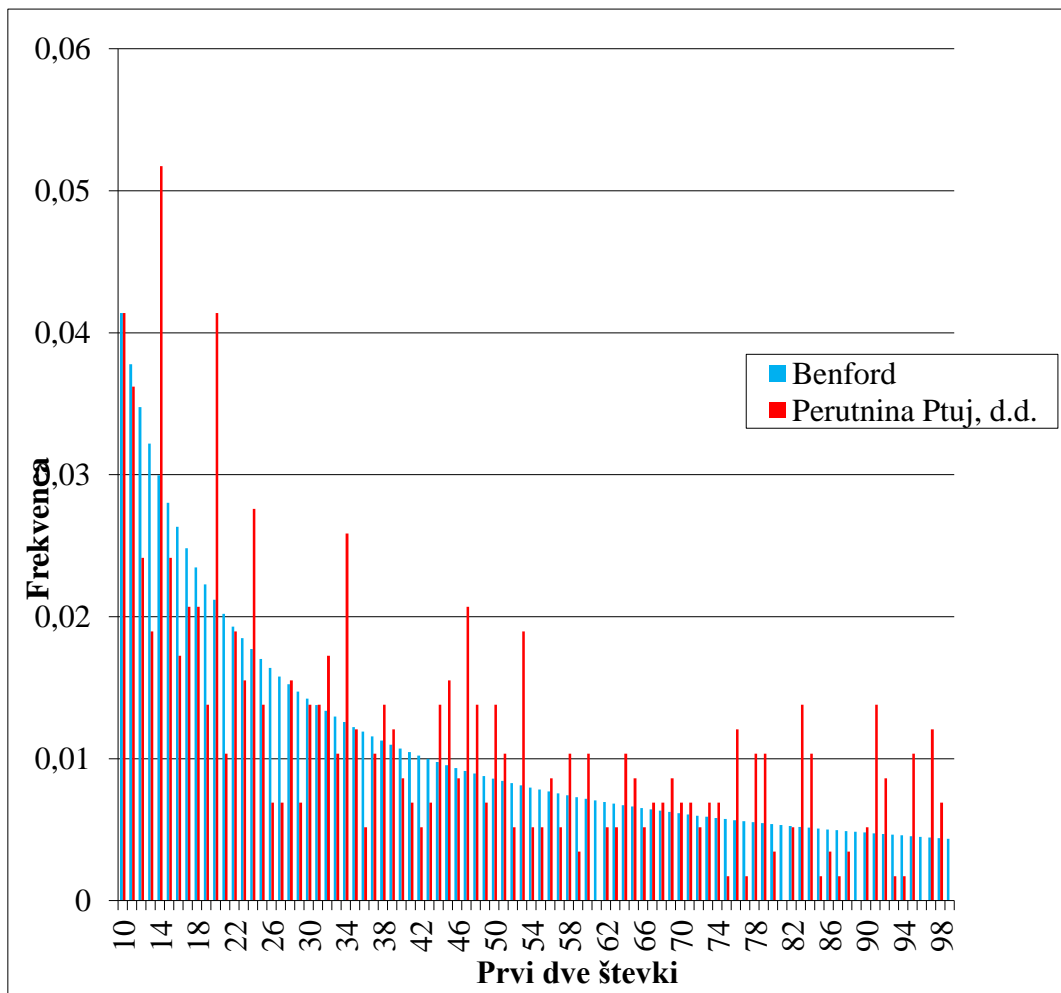
→ Podatki **niso skladni z BZ**

Normal P-P Plot of Regression Standardized Residual



Perutnina Ptuj, d.d. – prve dve številki

Grafični prikaz testa prvih dveh števk podjetja Perutnina Ptuj, d. d.



Z – test: 14, 20, 34, 47, 11, 83, 91, 97

Perutnina Ptuj, d.d. – prve dve številke

MAD = 0,00435 → nista skladni z BZ

$\chi^2 = 160,656 \rightarrow$ pri 95-odstotni zanesljivosti trdimo, da prve dve številke **niso porazdeljene po BZ**.

Linearna regresija

$$Y_i = 0,001 + 0,885X_i + \varepsilon_i$$

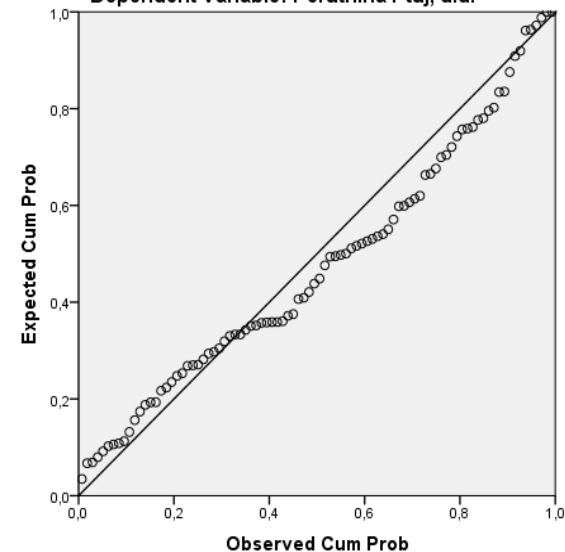
$$-0,001 \leq \beta_0 \leq 0,003$$

$$0,731 \leq \beta_1 \leq 1,039$$

→ Podatki **so skladni z BZ**

Normal P-P Plot of Regression Standardized Residual

Dependent Variable: Perutnina Ptuj, d.d.



Zaključek

- BZ je zelo koristen za odkrivanje nepravilnosti v računovodskih izkazih. Če so številke porazdeljene drugače, kakor bi morale biti, lahko na podlagi testa posumimo, da gre za prevaro ali napako.
- BZ je le eno izmed možnih orodij za odkrivanje nepravilnosti, ki ga lahko uporabljamo tudi na področju preverjanja podatkov v računovodskih izkazih.
- V praksi je bilo veliko različnih podatkov analiziranih s pomočjo BZ. Njihove ugotovitve kažejo na to, da je BZ za revizorje in forenzične računovodje zelo uporabno orodje.
- Najpomembnejše je, da se revizorji in forenzični računovodje v Sloveniji seznanijo z BZ ter ga začnejo uporabljati kot zelo koristno orodje in pomoč pri odkrivanju napak in prevar v računovodskih izkazih.