

# █ Odkrivanje prevar z orodji poslovne inteligence

Tomaž Dular<sup>1</sup>, Špela Povrženič<sup>1</sup>, Julija Lapuh Bele<sup>1, 2</sup>, Rok Pirnat<sup>1</sup>

<sup>1</sup>B2 BI d.o.o.,

<sup>2</sup>Visoka šola za poslovne vede

tomaz.dular@b2-bi.com, spela.povrzenic@b2-bi.com, julija.bele@b2.eu, rok.pirnat@b2-bi.com

## Izvleček

Sistem poslovnega obveščanja mora uporabnikom zagotavljati vrhunsko uporabniško izkušnjo, biti mora prilagodljiv in temeljiti na zanesljivih podatkih. Uporabnikove zbirke podatkov pogosto niso prečiščene, kar je lahko posledica nekonsistentnih poslovnih procesov, napak pri beleženju podatkov ali prevar. Z orodjem Power BI in SQL strežnikom smo pripravili rešitev, ki s pomočjo Benfordovega zakona določi sporne podatke in jih prikaže na grafično všečen način. Interni revizorji tako dobijo odličen pripomoček, s katerim si pomagajo pri analizi poslovanja in odkrivanju napak in prevar.

**Ključne besede:** odkrivanje prevar, Benfordov zakon, poslovna inteligenca, poslovna analitika

## Abstract

Business intelligence systems must be flexible, based on reliable data while providing users with a premium user experience in data analysis. A user's databases are often unrefined, which can be the result of inconsistent business processes, errors in data logging or fraud. Using Power BI and SQL Server, we have developed a solution that, based on Benford's law, determines conflicting information and renders graphically pleasing presentations. Internal auditors are thus provided an excellent tool to help them analyze their operations and detect errors and fraud.

**Keywords:** Fraud detection, Bedford's law, business intelligence, business analytics

## UVOD

Odkrivanje prevar z metodami strojnega učenja je v različnih finančnih institucijah v uporabi že vrsto let (Horan, 2020). S pomočjo naprednih računalniških tehnologij se specializirane skupine strokovnjakov prebijajo skozi milijone transakcij na računih uporabnikov – podjetij in fizičnih oseb. Naložbe v strojno opremo in človeške vire se bankam povrnejo v kratkem času.

Z uvedbo spletnih storitev, kot sta na primer Microsoft Azure AI ali Google Cloud AI Platform, pa za vstop v svet umetne inteligence (AI) niso več potrebne velike investicije. Poleg orodij umetne inteligence obstaja še nekaj drugih možnosti za preverjanje podatkov. Več avtorjev se je lotilo preverjanja računovodskih izkazov (Amiram idr., 2015). Niso pa samo knjigovodski izkazi predmet podrobnih analiz.

Holz (2014) je na primer proučeval kvaliteto podatkov kitajskih državnih statistik o rasti bruto domačega proizvoda in ni potrdil domnev o potvorjenih rezultatih. Zaključuje, da nacionalni zavod za statistiko ne potvarja rezultatov ali pa rezultate prireja skladno s statističnimi zakoni.

V prispevku smo se teme prevar lotili na drugačen način, z uporabo empiričnega Benfordovega zakona in brez zahtevnih modelov strojnega učenja. Cilj je bila priprava informacijske rešitve z orodji poslovne inteligence za odkrivanje prevar, ki bi notranje revizorje v podjetju usmerila na »problematične« podatke. Revizorji namreč ne morejo pregledati celotne množice podatkov, ki jih letno zberejo ali ustvarijo zaposleni v raznih poslovnih procesih. Na osnovi izkušenj podrobno preverijo le podmnožice »problematičnih« podatkov. Naš cilj je bil pripraviti

testne podmnožice s pomočjo rešitve v analitičnem okolju Power BI, ki za teoretično podlago prikazuje pojavnost števk (cifere) v primerjavi z napovedjo Benfordovega zakona.

## BENFORDOV ZAKON

Benfordov empirični zakon (Benford, 1938) obravnava verjetnost pojavitve posameznih števk v množici števil. Po občutku bi trdili, da se vse številke pojavljajo enako verjetno. Benford pa trdi, da se nizke številke (1, 2,...) pojavijo pogosteje kot visoke številke (7, 8 in 9). Zakon potrjujejo analize mnogih podatkovnih zbirk, ki ji najdemo v statističnih letopisih. Benford (1938) je svojo domnevo potrdil na dvajsetih zelo raznovrstnih zbirkah podatkov. Zanimivi primeri so analiza časovnih intervalov med zaporednimi potresi, molske mase kemičnih spojin, količina vode v rečnih tokovih, populacija v občini ali državi, rezultati volitev po mestih, analiza vseh dohodkov gospodinjstev znotraj neke države ali mesta, velikost datotek v megabajtih na poljubnem računalniku (Povrženič, 2019). Za nas so posebej zanimive zbirke računovodskih podatkov, ki prav tako sledijo zakonu, kar je dokazal Nigrini (2012).

Na osnovi Benfordovega zakona lahko postavimo trditve: če podatki ne potrjujejo Benfordovega zakona, potem lahko podvomimo v njihovo pravilnost in poštenost. Benfordovega zakona seveda ne moremo uporabljati brez omejitev in na vsaki množici podatkov. Razen tega se moramo zavedati, da je sumljive podatke treba še podrobneje pregledati z drugimi metodami.

Zakon je v bistvu odkril Simon Newcomb (1881). Zato ga imenujemo tudi Newcomb-Benfordov zakon. Ob listanju logaritmskih tabel je opazil, da so vse knjige na začetnih straneh veliko bolj obrabljene in umazane, kakor strani pri koncu (Kossovsky, 2014). V času pred računalniki so bile logaritmske tablice glavni pripomoček za računanje – predvsem za množenje in deljenje večjih števil. Logaritmske tablice so urejene po števkih na prvem mestu - začetne strani vsebujejo logaritme za števila, ki se začnejo z 1, 2. Zaradi umazanih začetnih strani je Newcomb (1881) dobil idejo, da se uporabniki večkrat srečujejo s števili z manjšimi vodilnimi števki, kakor pa z velikimi.

Pojasnimo najprej izraze. Predznaka števila ne upoštevamo. Prva vodilna števka (cifra) v številu je prva neničelna števka na levi strani števila. Za naslednje številke velja podobno: druga vodilna števka je druga levo ležeča števka (njene vrednosti so lahko od 0 do 9), ...

Zakon temelji na empiričnih dokazih. Benford (1938) je ugotovil, da je na proučevanih podatkih iz realnega življenja (npr. hišne številke, število prebivalcev po krajih) kar 30,0 % verjetnost, da je na prvem mestu števila števka 1. Števka 2 se pojavlja na prvem mestu z verjetnostjo 17,6 %, števka 3 pa z verjetnostjo 12,5 %. Verjetnosti z rastjo številke padajo. Če bi bile številke porazdeljene enakomerno, bi imela vsaka od njih verjetnost 11,11 %.

Frekvenco pojavitve številke na prvem mestu oz. verjetnost, da se števka  $d$  pojavi na prvem mestu v številu je mogoče izračunati po naslednji formuli

Tabela 1: Benfordov zakon

Zakon	Oznaka števke	Verjetnost pojavitve	Pogoji
<b>Zakon 1. vodilne številke</b>	1. števka = $d$	$\log\left(1 + \frac{1}{d}\right)$	$d \in \mathbb{Z}$ , $d \in \{1, 9\}$
<b>Zakon 2. vodilne številke</b>	2. števka = $d$	$\sum_{k=1}^{\infty} \log\left(1 + \frac{1}{10k + d}\right)$	$d \in \{0, 9\}$
<b>Zakon 3. vodilne številke</b>	3. števka = $d$	$\sum_{m=n}^{\infty} \sum_{n=0}^{\infty} \log\left(1 + \frac{1}{100m + 10n + d}\right)$	$d \in \{0, 9\}$
<b>Zakon n-te vodilne številke</b>	$n$ . števka = $d$	$10^n \sum_{k=1}^{\infty} \log\left(1 + \frac{1}{10k + d}\right)$	$d \in \mathbb{Z}$ , $d \in \{0, 9\}$
<b>Kombinacija prvih dveh števk</b>	1. števka = $p$ , 2. števka = $q$	$\sum_{k=10^{n-2}}^{\infty} \log\left(1 + \frac{1}{10p + q}\right)$	$p \geq 0$ in $q \geq 0$ .
<b>Kombinacija prvih treh števk</b>	1. števka = $p$ , 2. števka = $q$ , 3. števka = $n$	$\log\left(1 + \frac{1}{100p + 10q + r}\right)$	$p \geq 0$ in $q \geq 0$ in $r \geq 0$ .
<b>Kombinacija zadnjih dveh števk</b>		$\frac{1}{100}$ oz. 1% - enakomerna porazdelitev	

$$P(d) = \log \left( 1 + \frac{1}{d} \right)$$

V tabeli 1 so navedene verjetnosti pojavitve za prve tri vodilne številke in posplošena formula verjetnostne porazdelitve za n-to vodilno številko.

Benfordov zakon lahko posplošimo in prevedemo tudi na drug številski sistem in posledično uporabimo drugo logaritemsko osnovo.

Empirično lahko pokažemo, da ima veliko podatkovnih zbirk iz vsakdanjega življenja logaritemsko porazdeljene vodilne številke pod pogojem, da imajo širok interval podatkov oz. velik red velikosti podatkovne množice. Red velikosti izračunamo iz naslednje formule.

$$\text{Red velikosti} = \log(X_{\text{Max}}) - \log(X_{\text{Min}})$$

Podatkovne zbirke, ki imajo razliko logaritmov skrajnih podatkovnih vrednosti večjo kot 3, imajo ponavadi logaritemsko porazdeljene vodilne številke.

### Načelo invariantnosti

Načelo invariantnosti (scale invariance) pravi: ne glede na to, v katerem merskem sistemu enot imamo dane podatke, je naključna spremenljivka enako porazdeljena. Če torej prvotni podatki ustrezajo Benfordovemu zakonu in podatke pretvorimo v katero koli drugo mersko enoto in porazdelitev, bo še vedno ostala Benfordova. Enako velja tudi za podatke, ki niso logaritemski in tudi po pretvarjanju ne bodo.

### Testiranje podatkovne zbirke

Za testiranje odmikov v podatkih od Benfordove porazdelitve uporabljamo več testov. S standardni statističnim testom Z testiramo skladnost za posamezno številko, s testom hi-kvadrat pa za celotno podatkovno množico. Zelo dobra mera je tudi odstopanje vsote kvadratov (SSD), s katero za vodilne številke ali kombinacije ugotovimo, ali se zbirka podatkov popolno, sprejemljivo, mejno prilega, ali ne prilega Benfordovi porazdelitvi.

### Test ponavljajočih se vrednosti

Test ponavljajočih se vrednosti je dopolnilni test, ki preveri, kolikokrat se v podatkovni množici pojavi določena vrednost. Ta test je bistven pri analizi nepravilnosti v podatkih, saj nam pomaga pri prepoznavanju značilnih količin, ki povzročajo skoke na grafih. V testu se osredotočimo na zelo pogosto

ponavljajoče se podatke v podatkovni zbirki in skušamo odkriti razloge za odstopanja. Pogosto ponavljanje posameznih števil lahko kaže na posebnosti v zbirki.

Odkloni od Benfordove porazdelitve nakazujejo možnosti prevare. Odstopanje od porazdelitve ni dokaz, da je do prevare res prišlo, temveč le usmeritev revizorju, kje naj išče. Ponarejevalec pri navajanju lažnih števil ne sledi Benfordovemu zakonu, temveč nezavedno večkrat uporabi iste kombinacije števk. Takšne kombinacije z uporabo Benfordovega zakona hitro odkrijemo, še posebej, če je izmišljenih števil veliko.

Test prvih vodilnih števk ni zadosten pri odkrivanju prevar. Nujno moramo preveriti tudi teste višjih stopenj in teste kombinacij prvih nekaj in zadnjih nekaj števk. Preveriti moramo tudi test ponavljajočih se vrednosti in odkriti razvojni vzorec števk. Carslaw (1988) je ugotovil, da veliki presežki ali pomanjkanja deleža številke 0 v testih višjih redov pomenijo goljufiva zaokroževanja.

Pri analizi vedno ločeno obravnavamo pozitivne in negativne vrednosti in pri tem pogosto negativne vrednosti izpustimo. To počnemo le zaradi vsebinske interpretacije. Negativni dokumenti so navadno samo stornacije dokumentov in kvarijo porazdelitev. Lahko pa ločeno obravnavamo stornacije in iščemo morebitne prevare. Ločeno obravnavamo tudi podatkovne zbirke glede na vrsto podatkov. Na primer podatke iz glavne knjige analiziramo ločeno po kontih prihodkov, stroškov, prilivov, odlivov.

Paziti pa moramo, da v analizi obravnavamo samo surove, neobdelane podatke. Vse vsote, zmnožke in druge agregacije odstranimo iz analize. Prav tako ne smemo analizirati mešanice surovih in agregiranih podatkov.

## PRIMERA ANALIZE

Pripravili smo dva primera analize na isti računovodski zbirki podatkov, ki je vsebovala približno štiri milijone zapisov. Zbirka je vsebovala podatke na ravni postavke računa, brez seštevka. Tako smo izpolnili zgoraj navedeni pogoj za analizo, da ne smemo analizirati surovih podatkov skupaj z agregati. Analizirali smo vrednost zaračunane prodaje in zneske avansov. Podatke smo analizirali v Power BI in dobili analitično orodje, s katerim bodo revizorji preverjali skladnost podatkovne zbirke z Benfordovim zakonom. S preprosto dosegljivimi filtri lahko omejujejo

podatke po več dimenzijah: obdobje, države, kupci, stroškovna mesta, referenti, skupine artiklov ...

Z analizo prodajnih vrednosti smo želeli preveriti veljavnost zakona na resnični računovodski zbirki podatkov. Rezultate analize vidimo na grafih od 1 do 4. Stolpce na vseh grafih smo obarvali s štirimi barvami, skladno s štirimi razredi napak, navedeni-

mi v tabeli 2. Z zeleno barvo sta obarvana »popolni« in »sprejemljivi Benford«. Naslednja dva razreda sta obarvana rjavo in rdeče. Rdeča barva označuje popolno neskladje z Benfordovim zakonom. Benfordova porazdelitev je kot referenčna črta narisana z modro barvo.

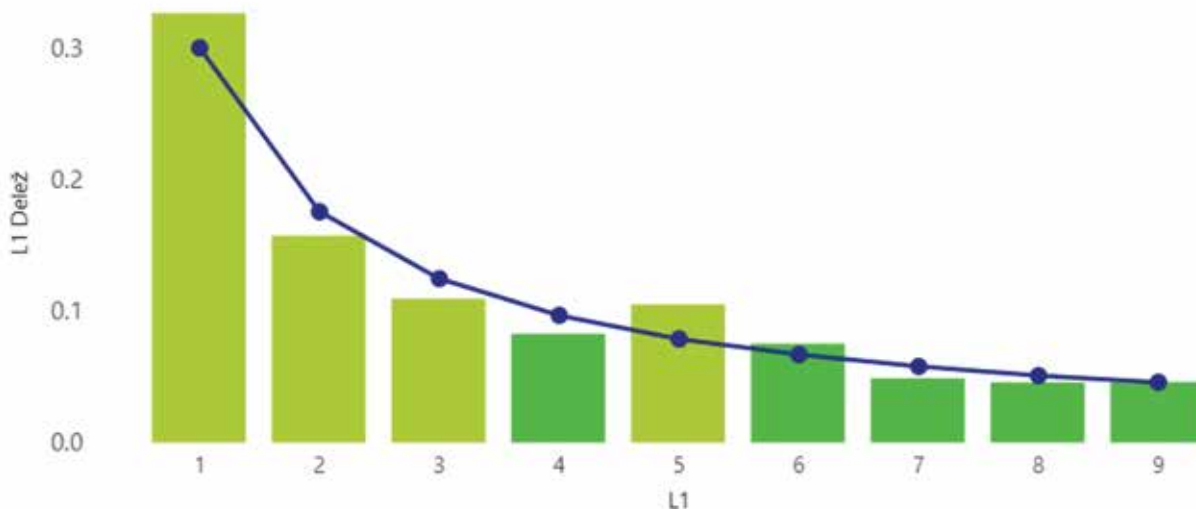
Tabela 2: **SSD – razredi klasifikacije z velikostjo odstopanj (Kossovsky, 2014)**

SSD (%)	Popolni Benford	Sprejemljiv Benford	Mejni Benford	Ni Benford
Zakon prve vodilne številke	<2	2-25	25-100	>100
Zakon druge vodilne številke	<2	2-10	10-50	>50
Kombinacija prvih dveh števk	<2	2-10	10-50	>50
Kombinacija zadnjih dveh števk	<4	4-10	40-100	>100
Barve na slikah				

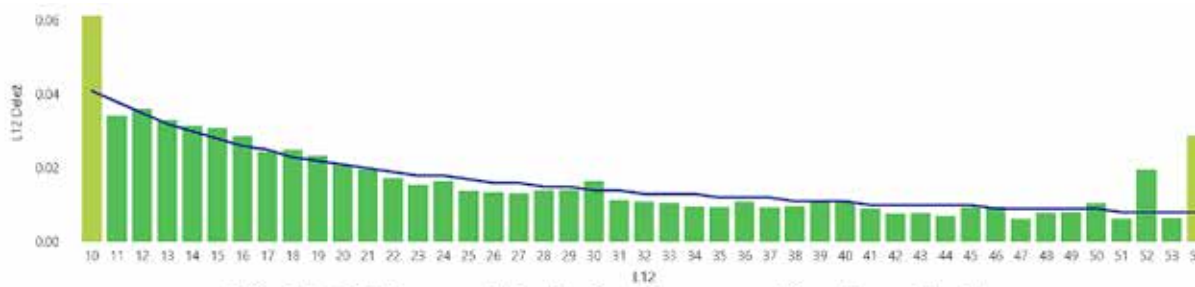
### Analiza neto zaračunanih vrednosti

Analiza neto zaračunane vrednosti pokaže skoraj idealno ujemanje z Benfordovim zakonom. Poraz-

delite po zakonu so zapisane v tabeli 1. Ujemanje je skoraj popolno pri prvi številki (slika 1). Tudi na drugi številki je ujemanje zelo dobro (slika 2).



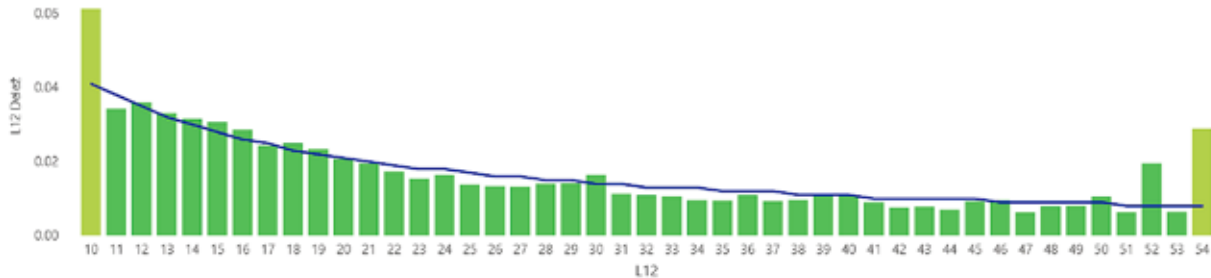
Slika 1: Delež prve vodilne številke pri neto zneskih računov



Slika 2: Delež druge vodilne številke pri neto zneskih računov (izsek)

Tudi kombinacija prve in druge številke kaže skoraj idealno porazdelitev. Na sliki 3, ki prikazuje pogostnost kombinacij prve in druge številke, opazimo

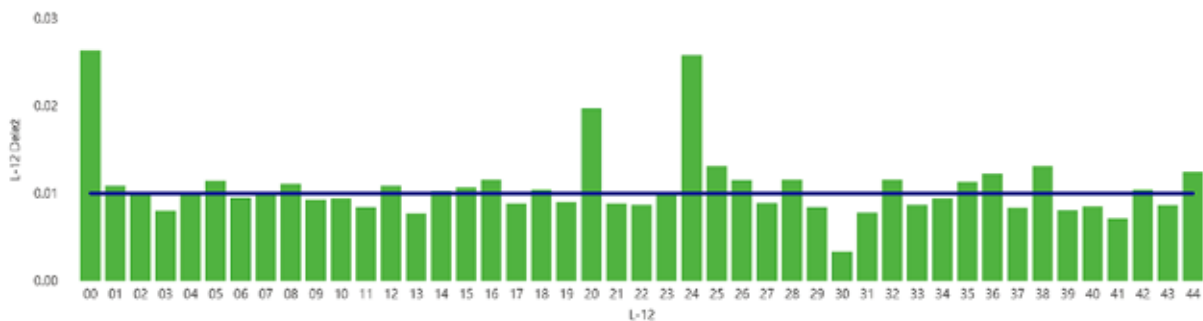
večja odstopanja, vendar ta ne presegajo sprejemljive vrednosti (sprejemljivi Benford).



Slika 3: **Delež kombinacije prve in druge vodilne številke pri neto zneskih računov (izsek)**

Na sliki 4 je porazdelitev zadnjih dveh števk. Za razliko od logaritemske porazdelitve vodilnih števk je tu pričakovana enakomerna porazdelitev. Posa-

mezne vrednosti vidno odstopajo, vendar nobena vrednost SSD ne preseže meja »sprejemljivega Benforda«.



Slika 4: **Delež kombinacije zadnjih dveh števk pri neto zneskih računov (izsek)**

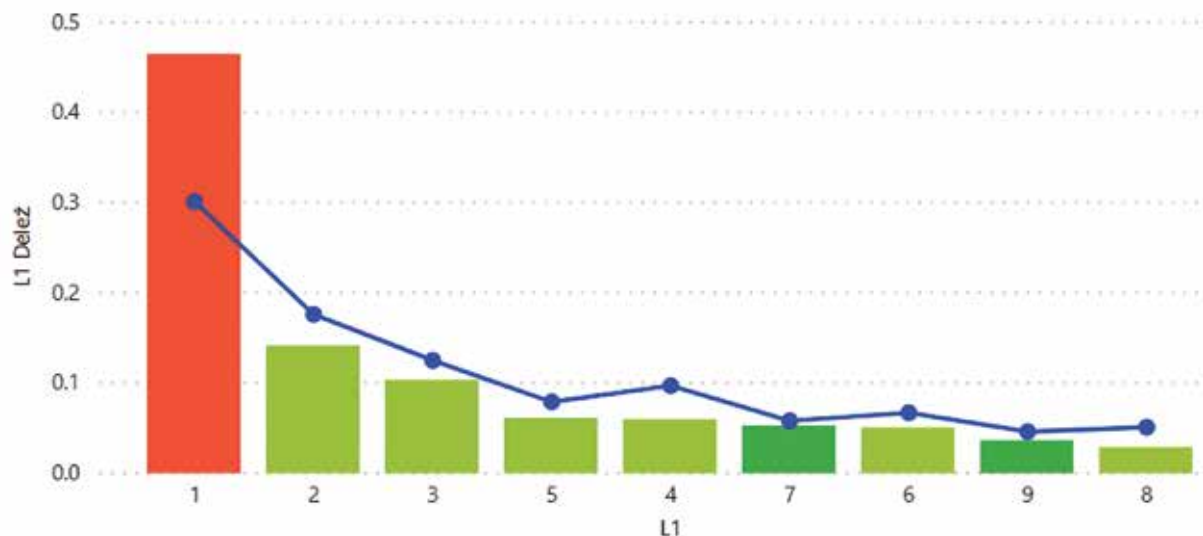
### Analiza avansov

Obvladovanje tveganj v poslovanju podjetja zahteva, da kupci iz slabših bonitetnih razredov pred prevzemom blago plačajo vnaprej - avansirajo. V drugi analizi smo zajeli samo skupino kupcev, ki so zavezani k plačilu avansa. Takšni kupci imajo posebno oznako v šifrantu.

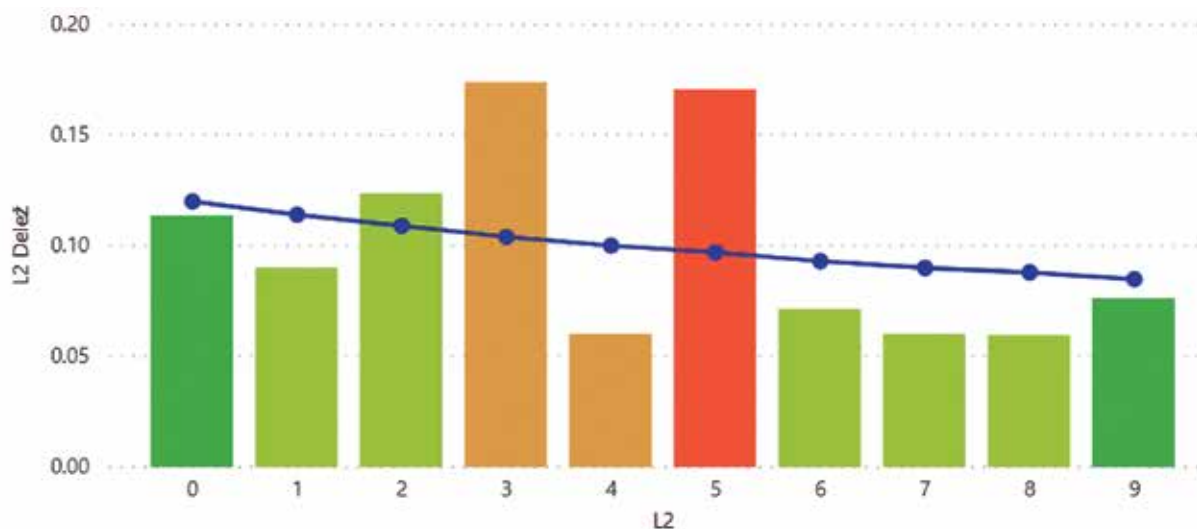
Prva hipoteza: če poslovna politika podjetja zahteva od vseh kupcev enak avans (npr. 50% od zneska računa), bi zaradi pravila invariantnosti dobili Benfordovo porazdelitev kot pri računih.

V drugi hipotezi smo predpostavili, da bi Benfordovo porazdelitev dobili tudi, če bi deleže avansov delili v več razredov (na primer v razrede 50%, 75% in 100% avans).

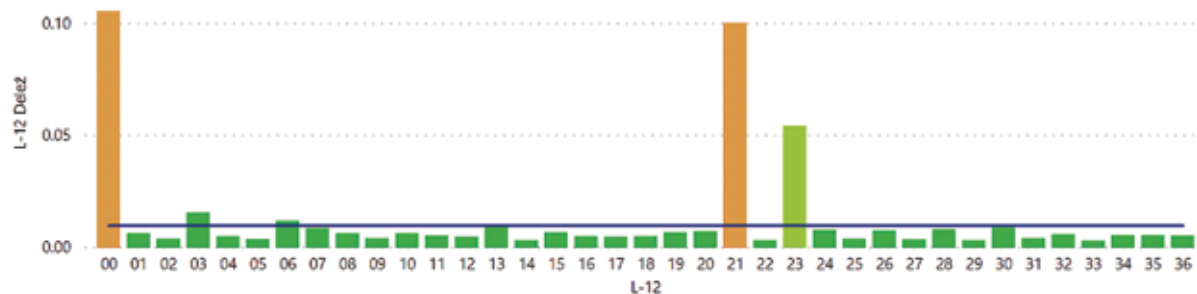
Rezultati, ki so vidni na slikah od 5 in 6, nobene od hipotez ne potrjujejo. Analizo smo predstavili revizorju, ki bo s pregledom dokumentov odgovoril na naslednja vprašanja. Ali je neujemanje z Benfordovo porazdelitvijo posledica kršenja poslovnih pravil? Ali se dogaja to pri vseh kupcih iz slabših bonitetnih razredov, ali je morda kakšen kupec neupravičeno v privilegiranem položaju?



Slika 5: Delež prve vodilne številke pri avansih



Slika 6: Delež druge vodilne številke pri avansih



Slika 6: Delež kombinacije zadnjih dveh števk pri avansih (izsek)

Pri analizi zadnjih dveh števk na sliki 7, pri kombinaciji cifer v dveh primerih opazimo precejšnje odstopanje od Benfordove porazdelitve. Predpostavi-

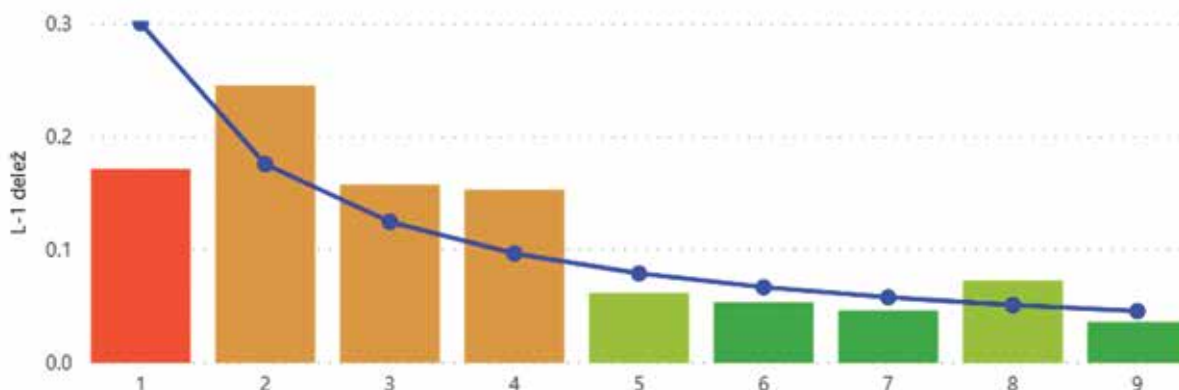
mo lahko, da je razlog odstopanja pri 00 v napačnem zaokroževanju (Carslaw (1988)). Razlog odstopanja pri cifrah 21 ni pojasnjen.

### Primer uporabe: analiza testne zbirke podatkov AdventureWorks

Benfordov test lahko uporabimo v različnih zbirkah podatkov. Na spletu najdemo algoritme v več programskih jezikih (npr. [https://rosettacode.org/wiki/Benford%27s\\_law#SQL](https://rosettacode.org/wiki/Benford%27s_law#SQL)). Spodnja koda je prirejena za TSQL - jezik za Microsoft SQL strežnik.

```
WITH test AS (
SELECT
  a.digit,
  COUNT(a.digit)*1.0 / b.numbers AS actual,
  CASE WHEN a.digit>0 THEN log(1 + 1 / (a.digit*1.0) , 10 ) END AS expected
FROM
  (SELECT FLOOR(LineTotal/POWER(10,LEN(FLOOR(LineTotal))-1)) AS digit
   FROM [Sales].[SalesOrderDetail]
   WHERE LineTotal>0) a ,
  (SELECT COUNT(*) AS numbers
   FROM [Sales].[SalesOrderDetail]
   WHERE LineTotal>0) b
GROUP BY digit, numbers
)
SELECT *
,SSD=POWER(actual-expected,2)*10000
FROM test
ORDER BY digit
```

Koda 1: Izračun Benforda po prvi številki



Slika 8: Rezultati Benforda po prvi številki v zbirki AdventureWorks2014

Rezultat poizvedbe, prikazan na sliki 8, potrjuje hipotezo. Rdeče obarvani SSD pokaže, da številka 1 ne sledi Benfordovi porazdelitvi. Številke od 2 do 4 so mejni Benford.

Analizirali smo znano testno podatkovno zbirko AdventureWorks2014, ki je splošno dostopna na spletu. Predpostavili smo, da bomo z Bendfordom dokazali, da ne gre za dejanske podatke. S programom Koda 1 smo analizirali vrednost vrstice LineTotal v tabeli SalesOrderDetail. Program vrne prvo številko (digit), delež ponovitev (actual), pričakovano vrednost (expected) in kvadrat razlike obeh (SSD).

S Kodo 2 smo analizirali še prvi dve številki. Zaradi nekaj vrednosti manjših od deset, smo vse vrednosti pomnožili s sto, kar ne vpliva na rezultat analize [9].

```

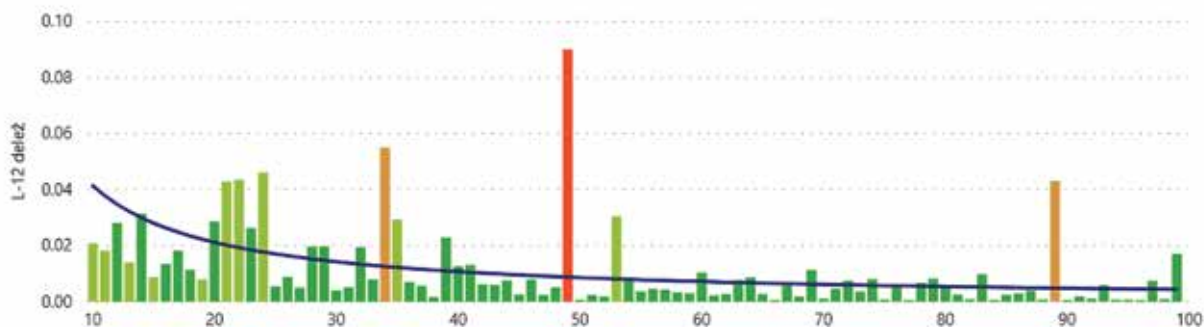
WITH test AS (
SELECT
  a.digit,
  COUNT(a.digit)*1.0 / b.numbers AS actual,
  CASE WHEN a.digit>0 THEN log(1 + 1 / (a.digit*1.0) , 10 ) END AS expected
FROM
  (SELECT FLOOR(LineTotal*100/POWER(10,LEN(FLOOR(LineTotal*100))-2)) AS digit
   FROM [Sales].[SalesOrderDetail]
   WHERE LineTotal>0) a ,
  (SELECT COUNT(*) AS numbers
   FROM [Sales].[SalesOrderDetail]
   WHERE LineTotal>0) b
GROUP BY digit, numbers
)
SELECT *
,SSD=POWER(actual-expected,2)*10000
FROM test

```

Koda 2: Izračun Bedforda po prvi in drugi številki

Rezultat analize na sliki 8, po prvih dveh števkih, nas je presenetil. Na osnovi analize po prvi številki smo pričakovali največje odstopanje (SSD) pri vodilni številki 1. Največja napaka pa je pri števkih 49, čeprav tudi števke med 10 in 19 ne sledijo Benfordu.

Analiza po dveh števkih torej ni le potrditev analize po prvi številki. Primer ponazarja, da je analizo podatkov treba narediti po več števkih. Skupna interpretacija več kazalcev nam šele poda celovito sliko.



Slika 8: Rezultati analize v zbirki AdventureWorks2017 po prvih dveh števkih

Analizo smo nadaljevali za prve tri števke in ugotovili največjo napako pri števkih 499 in 349. Podatke z največjo napako smo izolirali in našli približno deset tisoč zapisov s količino 1 in ceno 4,99 in 49,9. Analizirali smo tudi zadnji dve števki in dobili največja odstopanja pri 99 in 98. Odstopanja bi lahko pojasnili z zakrožitvijo cen na 99 centov in dejstvom, da ima 61% pozicij količino enako ena. Na osnovi opravljene analize trdimo, da ne gre za dejansko zbirko podatkov.

## ZAKLJUČEK

Pri iskanju prevar so sicer zelo popularne metode strojnega učenja. S prevarami se lahko uspešno spopademo tudi s preprostejšim matematičnim orodjem. Benfordov empirični zakon porazdelitve števk je uspešen kazalnik nepravilnosti v zbirkah podat-

kov, kar so dokazali številni avtorji in tudi naši primeri. Uporaba zakona ni omejena samo na finančna poročila. Med članki smo zasledili tudi rabo zakona za ločevanje resničnih fotografij od generiranih slik [12]. Avtorji so v zadnjem času z Benfordom preverjali COVID-19 poročila [13] iz Kitajske in vsaj tako potrdili njihovo verodostojnost.

Z analitskim orodjem, kot je Power BI, ali s procedurami SQL je mogoče izdelati računalniškega pomočnika, ki je v rokah revizorjev močno orožje za odkrivanje nepravilnosti v podatkovnih zbirkah. Analiza podatkov z Benfordom ne da dokončne sodbe, ali je podatkovni vir potvorjen. Za dokončno sodbo je treba poznati vsebino podatkov. So pa analize odlični pomočnik, ki usmerja revizorjevo iskanje in tako skrajša čas revizije.



## VIRI IN LITERATURA

- [1] Amiram, D., Bozanic, Z., Rouen, E. (2015). Financial statement errors: Evidence from the distributional properties of financial statement numbers- Review of accounting studies, Springer
- [2] Benford, F. (1938). The law of anomalous numbers. Proc. Am. Philos. Soc. 78 (4): 551–572, JSTOR 984802. Pridobljeno 15. 4. 2020, s
- [3] Carslaw, C. (1988). Anomalies in Income Numbers: Evidence of Goal Oriented Behavior, The Accounting Review (1988), 321–327.
- [4] Holz, C. A. (2014). The quality of China's GDP statistics – China Economic Review, Elsevier
- [5] Horan, T. J. (2018). 5 Keys to Using AI and Machine Learning in Fraud Detectionhttps. Pridobljeno 6. 2. 2020, <https://www.fico.com/blogs/5-keys-using-ai-and-machine-learning-fraud-detection>
- [6] Kossovsky, A. E. (2014). Benford's Law: Theory, The General Law Of Relative Quantities, And Forensic Fraud Detection Applications, World Scientific, New Jersey.
- [7] Newcomb, S. (1881). Note on the frequency of use of the different digits in natural numbers. American Journal of Mathematics. 4 (1/4), 39–40. . JSTOR 2369148. Pridobljeno 6.2.2020, s: [https://www.jstor.org/stable/2369148?seq=1#metadata\\_info\\_tab\\_contents](https://www.jstor.org/stable/2369148?seq=1#metadata_info_tab_contents) (potrebna registracija)
- [8] Nigrini, M. (2012). Benford's Law : Applications for Forensic Accounting, Auditing, and Fraud Detection, Wiley Corporate F&A
- [9] Povrženič, Š. (2019). Analiza Benfordovega zakona, magistrsko delo, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za matematiko in fiziko.
- [10] Jeffrey Irwin, (2015) The Effective Use of Benford's Law to Assist in Detecting Fraud in U.S. Environmental Protection Agency (EPA) Toxics Release Inventory (TRI) Data.
- [11] Heng Qu, Richard Steinberg, Ronelle Burger, (2002), Abiding by the Law? Using Benford's Law to Examine the Accuracy of Nonprofit Financial Reports, <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/0899764019881510?journalCode=nvsb>
- [21] Nicolò Bonettini, Paolo Bestagini, Simone Milani, Stefano Tubaro, (2020) On the use of Benford's law to detect GAN-generated images , Cornell University, <https://arxiv.org/abs/2004.07682>
- [13] ]Koch, Christoffer, Okamura, Ken, Benford's Law and COVID-19 Reporting (April 28, 2020). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3586413> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3586413>
- [41] Aamo Iorliam, Anthony T.S. Ho, Norman Poh, Santosh Tirunagari, Patrick Bours; (2015), 3rd International Workshop on Biometrics and Forensics (IWBF 2015), Data forensic techniques using Benford's law and zipf's law for keystroke dynamics
- [15] Aldwin T. Miranda, World's Distribution of Covid-19 Cases and The Benford's Law, (2020), Cape Comorin, An International Multidisciplinary Double-Blind Peer-reviewed Research JournalSpecial Issue, Volume II Issue V June 2020, ISSN: 2582–1962
- [16] Lucas Silva, Dalson Figueiredo Filho, (2020), Using Benford's law to assess the quality of COVID-19 registerdata in Brazil, Journal of Public Health | pp. 1–4 | doi:10.1093/pubmed/fdaa193

■

**Tomaž Dular** je po izobrazbi elektro inženir in magister znanosti, s področja računalništva in informatike. Ukvarja se s poslovno analitiko, analizo podatkov, umetno inteligenco, bazami podatkov, poslovnimi informacijskimi sistemi in podatkovnimi integracijami. Deloval je kot inovator v svobodnem poklicu, zasebni raziskovalec. Trenutno deluje kot arhitekt sistema v podjetju MIT informatika in specialist za podatkovno integracijo ter analitik v B2-BI.

■

**Julija Lapuh Bele** je diplomantka uporabne matematike, magistrica računalništva in informatike ter doktorica znanosti. V zadnjih letih je njeno raziskovalno področje informatika in poslovnih financah in poslovna analitika, pred tem pa je raziskovala področje uporabnosti programske opreme in sodelovala v razvoju metod in sistema za e-izobraževanje, kjer se je njeno delo navezovalo na implementacijo poslovne analitike v LMS sistem, izboljševanje uporabniške izkušnje in razvoj interaktivnih e-gradiv za področje poslovne matematike ter računalništva in informatike.

■

**Rok Pirnat**, magister poslovnih ved vodi podjetje B2 BI d.o.o., katerega osnovna dejavnost je izvedba projektov s področja poslovne analitike in raziskovalno razvojna dejavnost. Ukvarja se z razvojem analitičnih modelov v vseh segmentih poslovanja, s čimer pomaga podjetjem, da se razvijajo v pametne organizacije. Rok je predavatelj na številnih poslovnih konferencah in tudi višji predavatelj na visoki šoli.

■

**Špela Povrženič** je po izobrazbi magistrica finančne matematike. Je poslovna analitičarka. Skozi analitiko podjetjem odkriva vrline, pomanjkljivosti in priložnosti za izboljšave, s tem pa jim pomaga pri rasti in razvoju. Specializirana je na področju analiziranja financ, terjatev in obveznosti. Pohvali se lahko tudi s certifikatom MCSA: BI Reporting, ki potrjuje njeno znanje in izkušnje na področju analiziranja in vizualiziranja podatkov z Excelom in Power BI.