



1. RAZUMEVANJE I TUMAČENJE PODATAKA

Autor: Dario Šebalj

U ovom poglavlju se objašnjavaju osnovni koncepti razumevanja i tumačenja podataka. Podaci su osnov učinkovitog donošenja odluka i imaju ključnu ulogu u ostvarivanju organizacionog uspeha. Sticanjem veština u analizi i tumačenju podataka, pojedinci (analitičari podataka, menadžeri, poslovni stručnjaci i sl.) mogu steći veštine potrebne za izvlačenje vrednih delova iz ogromnog okeana dostupnih informacija. Podaci omogućuju analizu s činjeničnom bazom. Organizacijama omogućuju donošenje odluka koje su objektivne i zasnovane na činjenicama te da su više od samih pretpostavki i intuicije. Preduzeća mogu koristiti podatke za uočavanje korelacija, trendova i obrazaca koje bi inače mogli propustiti.

Pronalaženje neučinkovitih procesa i područja za poboljšanje još je jedna od prednosti analize podataka. Analizom operativnih podataka, organizacije mogu pronaći uska grla, poboljšati radne tokove te opštu učinkovitost poslovnih procesa. Dodatno, analiza podataka olakšava procenu uspešnosti projekata ili sprovedenih strategija što ubrzava donošenje odluka i poboljšava planiranje.

Pre postupka analize podataka, ključno je opisati različite vrste i izvore podataka, objasniti načine njihovog modeliranja te naglasiti važnost kvaliteta podataka. Ovo poglavlje će postaviti temelje poslovne inteligencije, pružajući korisnicima alate za iskorišćavanje potencijala koji leži u podacima te donošenje poslovnih odluka.

1.1. Podatak, informacija, znanje, mudrost

Pri definisanju pojma „podatak“, kao polazište često se koristi poznata piramida podatak-informacija-znanje-mudrost (skraćenica DIKW, prema početnim slovima engleskih reči) ili DIKW hijerarhija. Rowley (2007) navodi da ova hijerarhija služi u svrhu identifikacije i opisa procesa uključenih u transformaciju entiteta s nižeg nivoa u hijerarhiji (npr. podaci), u entitet na višem nivou u hijerarhiji (npr. informacije), kao i kontekstualizacija podataka, informacija, znanja i mudrosti u međusobnom odnosu. Svaki nivo piramide nadograđuje se na nivo ispod



njega, a da bi donošenje odluka na osnovu podataka bilo učinkovito, potrebna su sva četiri nivoa (Cotton, 2023). Slika 1.1 prikazuje DIKW piramidu.



Slika 1.1 DIKW piramida

Izvor: Rowley (2007).

Podatak predstavlja sirovinu bez ikakvog značenja. To je sadržaj koji je direktno vidljiv ili proverljiv, neorganizovana činjenica koja nema nikakav kontekst i koju je teško razumeti (Brackett, 2015; Dalkir, 2023). Podaci mogu biti u obliku brojeva, teksta, slika itd. Bez tumačenja, podaci ostaju besmisleni. Primer podataka: skup podataka koji sadrži očitane temperature prikupljene s meteoroloških stanica.

Skup podataka u kontekstu koji je relevantan za jednu ili više osoba u određenom trenutku ili određeno vreme naziva se **informacijom**. To su obrađeni, organizivani, strukturirani i kontekstualizovani podaci. Informacija daje odgovore na pitanja „ko“, „šta“, „gde“ i „kada“ (Brackett, 2015; Cotton, 2023). Primer informacije: analizom temperaturnih podataka vidljivo je kako je prosečna temperatura u proteklom mesecu viša nego u istom razdoblju prošle godine.

Cotton (2023) tvrdi da je **znanje** rezultat analize i tumačenja informacija, a koje otkriva obrasce, trendove i veze. Nudi uvid „kako“ i „zašto“ se određeni događaji događaju. To podrazumeva bolje razumevanje baznih ideja. Chaffey i Wood (2005, citirano u Rowley, 2007) definišu znanje kao „kombinaciju podataka i informacija, kojima je dodato stručno mišljenje, veštine i iskustvo, da bi rezultovalo vrednom imovinom koja se može koristiti za pomoć u donošenju odluka“. Primer znanja: pomoću znanja stečenog analizom istorijskih podataka o temperaturi, meteorolog može predvideti vremenske uslove za predstojeću sedmicu.

Sposobnost razumevanja osnovnih činjenica i donošenje informisanih odluka i učinkovitih aktivnosti poznata je kao **mudrost** (Cotton, 2023). Primer mudrosti: koristeći vremenske



prognoze i razumevajući lokalne klimatske uvlove, poljoprivrednik može doneti odluku o sejanju određene vrste useva.

Razumevanje međusobne povezanosti podataka, informacija, znanja i mudrosti čini baznu osnovu za iskorišćavanje potencijala poslovne inteligencije. Ovo će razumevanje poslužiti kao osnova za transformaciju podataka u korisne zaključke koji mogu pomoći pri vođenju preduzeća prema uspehu.

1.2. Izvori i vrste podataka

U modernom dobu, podaci se često nazivaju „novom naftom” – vrednim resursom koji potiče inovacije i donošenje odluka. U središtu svakog poduhvata koji se temelji nad podacima, nalazi se niz tipova podataka, svaki sa svojim jedinstvenim karakteristikama i značajem. Svaki dan se proizvede ogromna količina podataka. Trenutne projekcije govore da u svetu postoji 97 zetabajta podataka i da se svaki dan stvori više od 2,5 kvintiliona podataka. 90% podataka u svetu generisano je u poslednje dve godine (Marr, n.d.).

Prema Kenettu i Shmueliju (2016), „podaci mogu proizaći iz različitih instrumenata prikupljanja: anketa, laboratorijskih testova, terenskih eksperimenata, računarskih eksperimenata, simulacija, web pretraživanja, mobilnih snimaka itd. Podaci mogu biti primarni, prikupljeni u svrhu proučavanja, ili sekundarni, prikupljeni iz nekog drugog razloga. Podaci mogu biti jednovarijantni ili multivarijantni, diskretni, kontinualni ili mešoviti. Podaci mogu sadržati semantičke nestrukturirane informacije u obliku teksta, slika, zvuka i videa. Mogu imati i različite strukture, uključujući vremenske serije, panel podatke, umrežene podatke, geografske podatke i sl. Podaci mogu uključivati informacije iz jednog izvora ili iz više njih. Mogu biti bilo koje veličine i bilo koje dimenzije”.

Podaci se generišu brzo i kontinuirano. Društvene mreže, pametni uređaji, tehnologije snimanja u medicinskoj dijagnozi samo su neki od primera. Novi podaci se stoga moraju negde i spremati. Uređaji i senzori automatski stvaraju podatke koje je potrebno odmah analizirati i pohraniti. Održavanje ove ogromne količine podataka dovoljno je teško, ali njihova analiza s ciljem pronalaska trendova i vrednih informacija daleko je teža, posebno kada podaci nisu u obliku tradicionalnih struktura podataka (EMC Education Services, 2015).

Prema Blazquezu i Domenechu (2018), tehnologije povezane s internetom, pametnim telefonima i senzorima sve su više uključene u većinu poslovnih i privatnih dnevnih operacija. Na primer, mnoga preduzeća koriste društvene mreže za unapređenje svojih brendova, nude



svoje proizvode online, koriste pametne telefone za praćenje ruta prodajnih predstavnika ili koriste specijalizovane senzore za praćenje rada uređaja. S druge strane, ljudi koriste računare, pametne telefone i tablete kako bi na internetu pretraživali proizvode, komunicirali s prijateljima, delili mišljenja i snalazili se u prostoru. Osim toga, senzori postavljeni po gradovima, na autoputevima i na javnim mestima beleže dnevna kretanja i aktivnosti građana. Zbog toga se, uporabom ovih tehnologija, proizvodi ogromna količina novih digitalizovanih i svežih podataka o aktivnostima ljudi i preduzeća. Ako se ispravno analiziraju, ovi podaci mogu pomoći u prepoznavanju trendova i praćenju ekonomskog, industrijskog i društvenog ponašanja.

Sherman (2015) naglašava da može biti problem ako poduzeće ima više podataka nego što to može podneti. Kroz svoje svakodnevne interakcije s klijentima, partnerima i dobavljačima, poduzeće prikuplja ogromne količine podataka, kako interno, tako i eksterno. Preduzeća sprovode i istraživanja tržišta i prate informacije o svojim konkurentima. Web strance im omogućuju praćenje tačnog broja posetitelja i mesta odakle dolaze. Danas je vrlo aktuelan internet stvari (IoT) koji prikuplja podatke sa senzora ugrađenih u predmete iz stvarnog sveta poput ogrlice za pse, pacemakera i termostata. To je doslovno bujica podataka. Prema EMC Education Services (2015), među izvorima velikih podataka s najbržom stopom rasta su društveni mediji i genetsko sekvencioniranje, koji spadaju u netradicionalne izvore podataka u svrhu analize.

Howson (2014) smatra da uspeh inicijative usmerene prema poslovnoj inteligenciji (BI) zavisi od dostupnosti visokokvalitetnih i relevantnih podataka koji obuhvataju širok raspon izvora podataka potrebnih za proces poslovnog odlučivanja.

Podaci dolaze u različitim oblicima. Podaci se najčešće dele na (slika 1.2):

1. **Kvantitativni (numerički) podaci** – podaci izraženi brojevima. Mogu se podeliti na diskretne i kontinualne podatke. Diskretni podaci mogu imati samo određenu vrijednost (npr. broj zaposlenih), dok kontinualni podaci mogu imati beskonačan broj mogućih vrednosti (npr. cena proizvoda).
2. **Kvalitativni podaci** – ova vrsta podataka može se podeliti na kategoričke i ordinalne podatke. Kategorički podaci predstavljaju tekstualne podatke koji se mogu grupisati u različite kategorije (npr. mesto rođenja, region, kategorija proizvoda), dok se ordinalni podaci mogu rangirati ili poredati (npr. zadovoljstvo zaposlenih – vrlo nezadovoljan,



nezadovoljan, neutralan, zadovoljan, vrlo zadovoljan; nivo obrazovanja – osnovna škola, srednja škola, osnovne studije, master studije, doktorat).



Slika 1.2 Osnovni tipovi podataka

Izvor: Autor.

Druga klasifikacija podataka je na strukturirane, polustrukturirane i nestrukturirane.

Strukturirani podaci mogu se pohranjivati, obrađivati i njima manipulirati u tradicionalnom relacionom sistemu upravljanja bazama podataka. Ovi podaci dolaze iz raznih izvora, uključujući web obrasce, POS transakcije, senzore i sl. Mogu ih generirati ljudi ili uređaji. Ova vrsta podataka ima unapred određeni format, vrstu i organizaciju (EMC Education Services, 2015; Person i Porway, 2015).

Polustrukturirani podaci organizovani su pomoću oznaka (tagova) koji podacima daju hijerarhiju i poredak, čak i ako se ne uklapaju u sistem strukturirane baze podataka. Baze podataka i sistemi datoteka često sadrže polustrukturirane podatke. Logovi, HTML tekst, XML datoteke i JSON datoteke podataka primeri su polustrukturiranih podataka (McKinsey Global Institute, 2011; Person i Porway, 2015).

Budući da **nestrukturirane podatke** obično generiše ljudska aktivnost i ne uklapaju se u format strukturirane baze podataka, smatraju se potpuno nestrukturiranim. Primeri ove vrste podataka su tekstualni dokumenti, PDF datoteke, zapisi na blogovima, e-mailovi, slike i video (EMC Education Services, 2015; Person i Porway, 2015). Prema Shermanu (2015), s nestrukturiranim i polustrukturiranim podacima mora se postupati drugačije od tradicionalnih strukturiranih podataka.

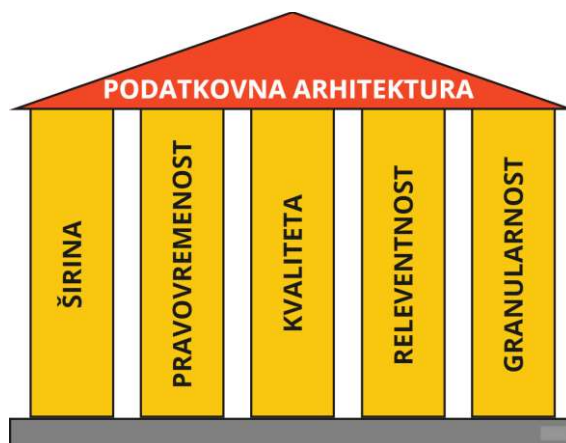
Ta ogromna količina strukturiranih, a posebno nestrukturiranih podataka koji se generišu, prikupljaju i obrađuju velikom brzinom i složenošću, naziva se Big data (veliki podaci). McKinsey Global Institute (2011) definiše Big data kao "podatke čija veličina, distribucija,



raznolikost i/ili pravovremenost zahtevaju upotrebu novih tehničkih arhitektura i analitike kako bi se došlo do rezultata koji stvaraju nove izvore poslovne vrednosti". Prema Kitchenu i McArdleu (2016), Doug Laney je 2001. godine detaljno opisao da Big Data karakterišu tri karakteristike (tri V):

- **Volumen (eng. Volume)** - ogromne količine podataka,
- **Brzina (eng. Velocity)** - stvoreni u realnom vremenu,
- **Raznolikost (eng. Variety)** - strukturirani, polustrukturirani i nestrukturirani.

Prema Howsonu (2014), temelj za uspešnu poslovnu inteligenciju je arhitektura podataka (slika 1.3) koja se sastoji od šest važnih aspekata vezanih uz širinu, pravovremenost, kvalitet, relevantnost i granularnost podataka. Kvalitet podataka središnji je stub jer se ogroman trud ulaže u osiguranje i poboljšanje kvaliteta podataka.



Slika 1.3 Arhitektura podataka kao temelj uspješne poslovne inteligencije

Izvor: Autor, prema Howson (2014).

Kao što je već spomenuto, podaci se mogu prikupljati iz različitih izvora, što je povezano sa širinom podataka kao jednim od stubova arhitekture podataka. To se odnosi na višestruke izvore podataka što je danas, u eri Big data, uobičajen način prikupljanja podataka. S druge strane, kombinovanje podataka iz više različitih izvora doprinosi problemima vezanim uz kvalitet podataka (Howson, 2014).

U sledećem potpoglavlju fokus će biti na iskorišćavanju potencijala koje podaci pružaju. Istražiće se sistemi za upravljanje relacionim bazama podataka (RDBMS) za čuvanje i preuzimanje podataka te vizualni prikaz struktura baza podataka kroz dijagrame entiteta i odnosa (ER). Povezivanje razumevanja izvora i tipova podataka s njihovim modeliranjem i oblikovanjem, značajan je korak prema praktičnoj primeni poslovne inteligencije.

1.3. Modeliranje i oblikovanje podataka

Model podataka je formalni prikaz podataka koje poslovni sistem koristi i generiše (Dennis et al., 2018). Kao što je već spomenuto, strukturirani podaci obično se čuvaju u sistemu za upravljanje relacionim bazama podataka (eng. relational database management system - RDBMS). Prema Tilleyju (2020), „sistem za upravljanje bazom podataka je zbirka alata, karakteristika i interfejsa koja korisnicima omogućuje dodavanje, ažuriranje, upravljanje, pristup i analizu podataka”. Neki od popularnih RDBMS sistema su Oracle (Oracle), DB2 (IBM) i SQL Server (Microsoft).

U RDBMS-u, podaci su organizovani u tabele koje sadrže zbirku zapisa koji čuvaju informacije o određenom entitetu. Tabele su predstavljene kao dvodimenzionalne strukture sa kolonama i redovima. Svaka kolona predstavlja polje ili atribut entiteta, a svaki red predstavlja zapis koji je instanca entiteta (Tilley, 2020). Slika 1.4 prikazuje primer tabele Proizvod.

PROIZVOD				Entitet / naziv tablice
ID	Naziv	KategorijaID	Cijena	Polja / atributi
1032	Laptop	1	800.00	
1086	Majica	2	20.00	Zapis
1099	Mobitel	1	600.00	
2033	Kruh	3	2.00	
2058	Tenisice	4	80.00	
2069	Slušalice	1	40.00	

Vrijednosti atributa

Slika 1.4 Primer tabele u RDBMS

Izvor: Autor.

Ova tabela predstavlja jednostavni katalog sa 6 proizvoda, od čega svaki ima jedinstvenu šifru (ID), naziv, kategoriju i cenu.

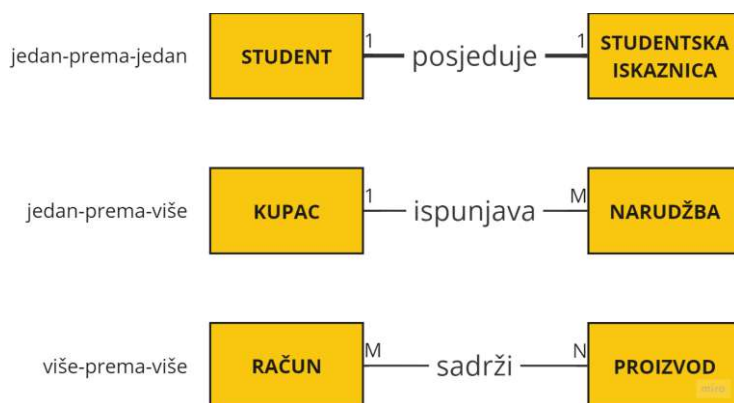
Atribut je posebna vrsta podatka o entitetu. Na primer, ID kupca, ime, prezime, adresa, poštanski broj, grad, država, e-mail atributi su entiteta Kupac. Red u tablici ili skup povezanih polja koja opisuju jednu instancu entiteta (kao što je Kupac) naziva se **zapis**.

Svaka tabela u bazi podataka mora imati atribut koji služi kao **primarni ključ**. To je polje (ili skup polja) koje svakom proizvodu u tablici daje jedinstvenu vrednost. To znači da u tablici ne mogu postojati dva proizvoda s istim ID-om.



Tabele u bazi podataka često su povezane s drugim tabelama, tj. između njih postoji veza. Veze (relacije) definišu kako su podaci u jednoj tablici povezani s podacima u drugoj tablici.

Prema Tilleyju (2020), između entiteta mogu postojati tri vrste odnosa: jedan-prema-jedan, jedan-prema-više i više-prema-više. Primeri ovih odnosa prikazani su na slici 1.5.



Slika 1.5 Primeri odnosa među entitetima

Izvor: Autor.

Logička struktura baze podataka i odnosi među tabelama mogu se vizualno predstaviti pomoću **dijagrama entiteta i veza** (eng. Entity Relationship Diagram - ERD).

Postoje različite notacije za stvaranje ERD-ova, a najčešće su Chenova i Martinova (vranina noga). U ovoj će knjizi biti predstavljena Martinova notacija.

Prema Martinovoj (eng. Crow's Foot) notaciji, entitet je predstavljen pravougaonikom. To može biti osoba, mesto, događaj ili stvar o kojoj se podaci prikupljaju. Atributi su navedeni kao imenice unutar entiteta. Odnosi između entiteta prikazani su linijama koje povezuju entitete. Odnosi imaju kardinalnost veze koja pokazuje koliko je instanci jednog entiteta povezano s instancom drugog entiteta (Dennis et al., 2018). U Crow's Foot notaciji, kardinalnosti su prikazane različitim simbolima. Na primer, jedna crta označava jedan, dvostruka crta označava jedan i samo jedan, krug označava nulu, a vranina noga označava više. Tabela 1.1 prikazuje različite simbole kardinalnosti i njihovo značenje.



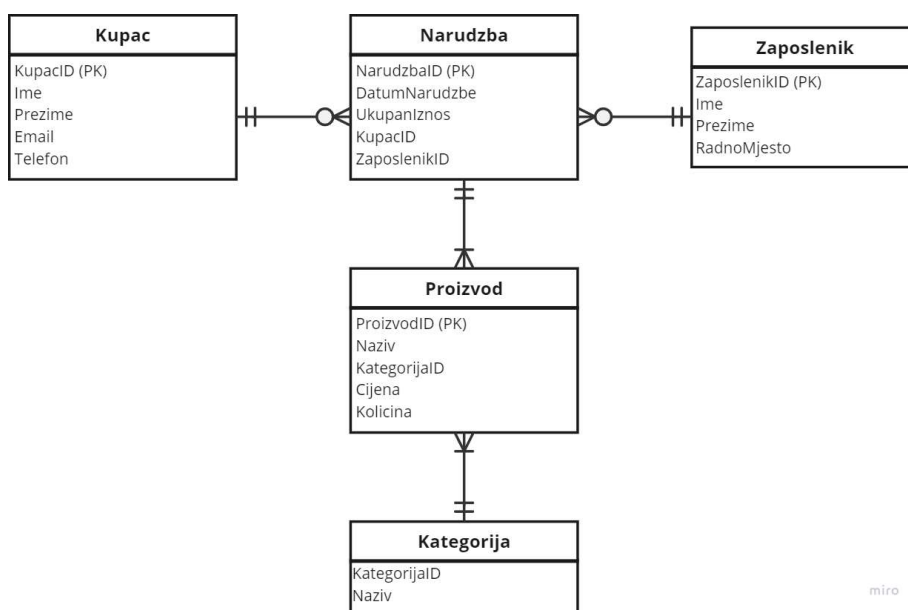
Tabela 1.1 Primeri kardinalnosti

Simbol	Značenje
	Jedan i samo jedan
	Jedan ili više
	Nula ili više
	Nula ili jedan

Izvor: Tilley (2020).

Prema Dennis et al. (2018), tri su koraka pri izradi ERD-a:

1. Identifikacija atributa,
2. Dodavanje atributa i dodela primarnog ključa,
3. Identifikacija veza.



Slika 1.6 Primer ERD-a za sistem prodaje

Izvor: Autor.

Slika 1.6 prikazuje deo ERD-a za sistem prodaje. Svaki entitet u ovom ERD-u prikazan je kao pravougaonik s popisom svojih atributa. Linije koje povezuju entitete koriste se za prikaz njihovih odnosa:



- Kupac može napraviti više narudžbina. Neku narudžbinu može napraviti samo jedan kupac.
- Određena narudžbina može sadržati više proizvoda. Svaki proizvod vezan je uz tačno određenu narudžbinu.
- Narudžbina je povezana s kupcem i zaposlenim koji ju je obradio.
- Proizvod je povezan s kategorijom jer svaki proizvod pripada određenoj kategoriji.

Fundamentalno razumevanje modeliranja i dizajna podataka, kao što su ER dijagrami i RDBMS, bitno je za učinkovito korišćenje podataka. Ono je osnova za pragmatičnu implementaciju podataka kroz donošenje odluka baziranih na podacima, pri čemu strukturirani modeli podataka daju vredne uvide koji vode informisanim poslovnim strategijama i procesu donošenja odluka.

1.4. Odlučivanje na osnovu podataka

Odlučivanje bazirano na podacima (eng. Data-driven decision-making - DDDM) strateški je pristup koji se oslanja na analizu i tumačenje podataka s ciljem sprovođenja određenih radnji. Iskorišćavanjem rezultata proizašlih iz velikih skupova podataka, kompanije se mogu snalaziti u neizvesnim situacijama, čime se smanjuju rizici i povećavaju prilike. Nelson (2022) definiše donošenje odluka baziranih na podacima kao proces donošenja strateških poslovnih odluka koje su u skladu s ciljevima i inicijativama organizacije korišćenjem činjenica, metrika i podataka. Donošenje odluka baziranih na podacima, prema Provostu i Fawcettu (2013), proces je donošenja odluka koje se više oslanjaju na analizu podataka nego na intuiciju. Na primer, marketinški stručnjak može birati oglase koristeći svoje opsežno poznavanje industrije i istančan osećaj za ono što će se svideti potrošačima. Međutim, svoju odluku bi mogao zasnovati i na analizi podataka koji pokazuju kako korisnici reaguju na razne oglase.

U ovom pristupu odluke se ne donose na osnovu intuicije, već na osnovu čvrstih činjenica. Ono uključuje prikupljanje, analiziranje i tumačenje podataka kako bi se identifikovali obrasci, trendovi i korelacije. Bilo da se radi o optimizaciji operativne učinkovitosti, poboljšanju korisničkih iskustava ili usavršavanju proizvodnih strategija, odluke zasnovane na podacima omogućuju kompanijama da se prilagode i napreduju na dinamičnim tržištima.

Integrisanjem podataka u proces donošenja odluka, organizacije postaju prilagodljivije i otpornije na promene, čime podstiču inovacije i održivi rast. Velik broj istraživačkih radova pokazao je da je donošenje odluka zasnovano na podacima povezano s povećanom



produktivnošću (npr. Brynjolfsson i McElheran, 2019; Sala et al., 2022; Colombari et al., 2023). To je razlog zašto većina organizacija, posebno velikih, ulaže u prikupljanje i analizu svojih podataka. Više od 2/3 od 300 rukovodioca koje je ispitao Bain & Company (2017) kaže da njihova kompanija ulaže velika sredstva u analitiku podataka, dok više od polovine predviđa transformacioni povrat svojih ulaganja.

Pet je koraka za donošenje odluka zasnovanih na podacima (Asana, 2022):

1. Razumevanje vizije kompanije,
2. Pronalaženje izvora podataka,
3. Čišćenje i organizacija podataka,
4. Analiza podataka,
5. Izvođenje zaključaka.

McKinsey Global Institute (2014) izveštava da organizacije koje koriste podatke u svrhu odlučivanja imaju 23 puta veću verovatnoću da će steći kupce, 6 puta veću verovatnoću da će zadržati kupce i 19 puta veću verovatnoću da će biti profitabilne.

Globalno prepoznatljive kompanije koje svoje odluke donose na osnovu podataka su Google, Amazon i Netflix.

Kako bi organizacija ostvarila potpuni potencijal poslovne inteligencije, ključno je uzeti u obzir kvalitet podataka, što je opisano u sledećem delu. Kvalitet podataka osigurava preciznost i pouzdanost zaključaka i uvida do kojih se došlo na osnovu podataka.

1.5. Kvalitet podataka

Stepen tačnosti, doslednosti, pouzdanosti i prikladnosti za određenu svrhu naziva se kvalitetom podataka. Kvalitet podataka je važan u kontekstu poslovne inteligencije i analize podataka budući da zaključci i procene donesene na osnovu podataka uglavnom zavise od njihove tačnosti i pouzdanosti. Loš kvalitet podataka može dovesti do netačnih zaključaka, pogrešnih strategija i naposljetku štetnih poslovnih ishoda. Prema Gartneru (2021), svake godine loš kvalitet podataka košta organizacije u proseku 12,9 miliona dolara.

Kvalitet podataka može se okarakterizirati pomoću šest najčešće korišćenih dimenzija (Foote, 2022):

- **Tačnost:** koliko su tačne vrednosti atributa u podacima?
- **Potpunost:** jesu li podaci potpuni, bez nedostajućih informacija?



- **Doslednost:** koliko su dosledne vrednosti u i između baza podataka?
- **Pravovremenost:** koliko su podaci pravovremeni?
- **Valjanost:** kako su podaci u skladu s unapred definisanim poslovnim pravilima?
- **Jedinstvenost:** je li svaki zapis jedinstveno identifikovan, bez redundancija?

Prema Shermanu (2015), podaci se mogu smatrati visokokvalitetnim ako imaju sledeće karakteristike (5C podataka):

- **Čisti** (eng. Clean) – odnosi se na stavke koje nedostaju, nevažeće unose i druge slične probleme;
- **Dosledni** (eng. Consistent) - jednoobraznost i koherentnost podataka u različitim izvorima i unutar samog skupa podataka;
- **Usklađeni** (eng. Conformed) – odnosi se na podatke koji se pridržavaju unapred definisanih standarda podataka i pravila;
- **Aktuelni** (eng. Current) - neophodno je koristiti najnovije podatke za donošenje odluka i analizu;
- **Sveobuhvatni** (eng. Comprehensive) - uključuje sve bitne podatkovne elemente potrebne za nameravani proces donošenja odluka bez izostavljanja kritičnih informacija.

Prema Kenettu i Shmueliju (2016.), skoro svi podaci moraju se očistiti pre nego što se mogu koristiti za dalju analizu. Međutim, cilj određuje stepen čistoće i strategiju čišćenja podataka. Isti podaci mogu sadržati visokokvalitetne informacije za jednu svrhu i nekvalitetne informacije za drugu.

Gartner (2023) je nedavno identifikovao skup od 12 aktivnosti usmerenih na poboljšanje kvaliteta podataka. Ove aktivnosti su klasifikovane u četiri različite kategorije, koje treba uzeti u obzir pri proceni integriteta podataka:

- Fokusirajte se na prave stvari u postavljanju jakih temelja,
- Primerite odgovornost za kvalitet podataka,
- Uspostavite kvalitet podataka koja odgovara svrsi,
- Integrišite kvalitet podataka u korporativnu kulturu.

Prema Howsonu (2014), za dosledne, sveobuhvatne i tačne podatke smatra se da imaju visoki stepen kvaliteta. Teško je dobiti kvalitetne podatke zbog velikog uticaja organizacionih i vlasničkih problema.



Sposobnost razumevanja i analize podataka ključna je za donošenje informisanih odluka u području poslovne inteligencije. Bitno je razumeti da je put od neobrađenih podataka do dobijanja praktičnih rezultata iz njih, a koji obuhvata različite izvore podataka, vrste, modeliranje i dizajn, sastavni deo procesa izvlačenja vrednosti iz informacija.

LITERATURA

1. Asana (2022). Data-driven decision making: A step-by-step guide [dostupno na: <https://asana.com/resources/data-driven-decision-making>, pristupljeno November 5, 2023]
2. Bain & Company (2017). Closing the Results Gap in Advanced Analytics: Lessons from the Front Lines [dostupno na: <https://www.bain.com/insights/closing-the-results-gap-in-advanced-analytics-lessons-from-the-front-lines/>, pristupljeno November 5, 2023]
3. Blazquez, D. & Domenech, J. (2018). Big Data sources and methods for social and economic analyses. Technological Forecasting & Social Change, 130, pp. 99-113.
4. Brackett, M. (2015). The Data-Information-Knowledge Cycle. Dataversity [dostupno na: <https://www.dataversity.net/the-data-information-knowledge-cycle/>, pristupljeno November 5, 2023]
5. Brynjolfsson, E. & McElheran, K. (2019). Data in Action: Data-Driven Decision Making and Predictive Analytics in U.S. Manufacturing. Rotman School of Management Working Paper No. 3422397 [dostupno na: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3422397, pristupljeno November 5, 2023]
6. Chaffey, D. & Wood, S. (2005). Business Information Management: Improving Performance using Information Systems. FT Prentice Hall.
7. Colombari, R., Geuna, A., Helper, S., Martins, R., Paolucci, E., Ricci, R. & Seamans, R. (2023). International Journal of Production Economics, 255.
8. Cotton, R. (2023). The Data-Information-Knowledge-Wisdom Pyramid. Datacamp [dostupno na: <https://www.datacamp.com/cheat-sheet/the-data-information-knowledge-wisdom-pyramid>, pristupljeno November 5, 2023]
9. Dalkir, K. (2023). Knowledge Management in Theory and Practice, 4th Edition. MIT Press.



10. Dennis, A., Wixom, B. H. & Roth, R. M. (2018). Systems Analysis and Design, 7th Edition. Wiley.
11. EMC Education Services (2015). Data Science and Big Data Analytics: Discovering, Analyzing, Visualizing and Presenting Data. Wiley.
12. Foote, K. D. (2022). Data quality dimensions. Dataversity [dostupno na: <https://www.dataversity.net/data-quality-dimensions/>, pristupljeno November 5, 2023]
13. Gartner (2021). How to Improve Your Data Quality [dostupno na: <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/how-to-improve-your-data-quality>, pristupljeno November 5, 2023]
14. Gartner (2023). Gartner Identifies 12 Actions to Improve Data Quality [dostupno na: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2023-05-22-gartner-identifies-12-actions-to-improve-data-quality>, pristupljeno November 5, 2023]
15. Howson, C. (2014). Successful Business Intelligence: Unlock the Value of BI & Big Data, 2nd Edition. McGraw-Hill Education.
16. Kenett, R. S. & Shmueli, G. (2016). Information Quality: The Potential of Data and Analytics to Generate Knowledge. Wiley.
17. Kitchen, R. & McArdle, G. (2016). What makes Big Data, Big Data? Exploring the ontological characteristics of 26 datasets. Big Data & Society, 3(1).
18. Marr, B. (n.d.). How Much Data Do We Create Every Day? The Mind-Blowing Stats Everyone Should Read. Bernard Marr & Co. [dostupno na: <https://bernardmarr.com/how-much-data-do-we-create-every-day-the-mind-blowing-stats-everyone-should-read/>, pristupljeno November 5, 2023]
19. McKinsey Global Institute (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity. [dostupno na: https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/business%20functions/mckinsey%20digital/our%20insights/big%20data%20the%20next%20frontier%20for%20innovation/mgi_big_data_full_report.pdf, pristupljeno November 5, 2023]
20. McKinsey Global Institute (2014). Five facts: How customer analytics boosts corporate performance [dostupno na: <https://www.mckinsey.com/capabilities/growth-marketing-and-sales/our-insights/five-facts-how-customer-analytics-boosts-corporate-performance>, pristupljeno November 5, 2023]



21. Nelson, M. (2022). Beyond The Buzzword: What Does Data-Driven Decision-Making Really Mean?. Forbes [dostupno na: <https://www.forbes.com/sites/tableau/2022/09/23/beyond-the-buzzword-what-does-data-driven-decision-making-really-mean/?sh=2d35c4eb25d6>, pristupljeno November 5, 2023]
22. Provost, F. & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. Big data, 1(1), pp. 51-59.
23. Rowley, J. (2007). The wisdom hierarchy: representations of the DIKW hierarchy. Journal of Information Science, 33(2), pp. 163–180.
24. Sala, R., Pirola, F., Pezzotta, G. & Cavalieri, S. (2022). Data-Driven Decision Making in Maintenance Service Delivery Process: A Case Study. Applied Sciences, 12(15).
25. Sherman, R. (2015). Business Intelligence Guidebook: From Data Integration to Analytics. Elsevier Inc.
26. Tilley, S. (2020). Systems Analysis and Design, 12th Edition. Cengage.