

UPORABA UMETNE INTELIGENCE PRI PROCESU PLANIRANJA KADROV

MARUŠA BIZJAK FERJAN,¹ MOJCA BERNIK²

¹ Univerza v Ljubljani, Fakulteta za upravo, Ljubljana, Slovenija
marusa.bizjak-ferjan@fu.uni-lj.si

² Univerza v Mariboru, Fakulteta za organizacijske vede, Kranj, Slovenija
mojca.bernik@um.si

Prispevek obravnava uporabo umetne inteligence (UI) pri planiranju kadrov. Najprej je predstavljeno področje UI: vrste, delovanje, sistemi UI in strojnega učenja ter njihova uporabnost. Nato je opisan proces planiranja kadrov, razčlenjen v tri faze (analiza stanja, predvidevanje in napovedovanje potreb in povpraševanja po kadrovskih virih in oblikovanje planov) ter tri ravni planiranja (dolgoročno oziroma strateško, srednjeročno oziroma taktično in kratkoročno oziroma operativno) in analiza uporabnosti UI v tem procesu. Ključni doprinos prispevka predstavlja sinteza obstoječih teoretičnih in praktičnih vpogledov v priložnosti uporabe UI pri procesu planiranja kadrov. Izhajajoč iz pregleda literature, integracija naprednih metod planiranja kadrov s pomočjo UI in strojnega učenja izboljša natančnost vpogleda v stanje in potrebe na področju kadrovskih virov, napovedovanja in predvidevanja, omogoča lažje sprejemanje odločitev ter izboljša učinkovitost planiranja kadrov prek avtomatizacije in optimizacije. Prispevek prispeva k razumevanju UI, nadaljnjemu razvoju in implementaciji rešitev, ki jih ponuja, z namenom spodbuditi izboljšave in napredek na področju planiranja kadrov.

DOI

[https://doi.org/
10.18690/um.fov.1.2026.8](https://doi.org/10.18690/um.fov.1.2026.8)

ISBN

978-961-299-117-3

Ključne besede:

management kadrovskih

virov,

planiranje kadrov,

umetna inteligenca,

strojno učenje



Univerzitetna založba
Univerze v Mariboru

DOI
[https://doi.org/
10.18690/um.fov.1.2026.8](https://doi.org/10.18690/um.fov.1.2026.8)

ISBN
978-961-299-117-3

Keywords:

human resource
management,
workforce planning,
artificial intelligence,
machine learning

THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN HUMAN RESOURCE PLANNING PROCESS

MARUŠA BIZJAK FERJAN,¹ MOJCA BERNIK²

¹ University of Ljubljana Faculty of Public Administration, Ljubljana, Slovenia
marusa.bizjak-ferjan@fu.uni-lj.si

² University of Maribor, Faculty of Organizational Sciences, Kranj, Slovenia
mojca.bernik@um.si

The paper examines the use of artificial intelligence (AI) in human resource (HR) planning. It first introduces the field of AI, including its types, functioning, AI and machine learning systems, and their applicability. The next section describes the HR planning process, divided into three phases (situation analysis, demand prediction and forecasting and formulation of HR plans) and three planning levels (long-term or strategic, medium-term or tactical, and short-term or operational), along with an analysis of AI's applicability in this process. The key contribution of this paper is the synthesis of existing theoretical and practical insights into AI's opportunities for using AI in the human resource planning process. . Based on a literature review, integrating advanced HR planning methods with AI and machine learning improves the accuracy of workforce insights and forecasts, enables easier decision-making and enhances HR planning efficiency through automation and optimization. The paper contributes to understanding AI in the context of HR planning, further development and the implementation of AI-driven solutions to foster improvements and advancements in the field.



University of Maribor Press

1 Uvod

Management kadrovskih virov je v organizaciji tesno povezan z managementom ostalih poslovnih funkcij, saj je njegov primarni cilj zagotavljanje ustrezno usposobljenega in zavzetega kadra (Bernik, 2018). Kadrovski procesi znotraj managementa kadrovskih virov so opredeljeni različno, a jedro področja predstavlja zagotavljanje kadrovskih virov za izvajanje poslovnih procesov. To vključuje planiranje (analizo stanja, napovedovanje potreb po kadrovskih virih ter oblikovanje kadrovske strategije in planov), strukturiranje in prestrukturiranje organizacije, zaposlovanje (vključno s privabljanjem in selekcijo), uvajanje ter razvoj zaposlenih, ki na osnovi potreb in ciljev vključuje vrednotenje obstoječih kompetenc, izobraževanje in usposabljanje ter napredovanje (Kaše, 2023; Yin in Othman, 2015). Delovanje managementa kadrovskih virov je tesno povezano s kadrovsko politiko in kadrovsko strategijo, ki določata, kako v organizaciji zagotoviti ustrezne kadrovske vire za učinkovito izvajanje poslovnih planov in doseganje ciljev organizacije in tudi njihovo zadržanje (Normi, 2017; Dessler, 2020). Planiranje kadrov kot eden izmed temeljnih procesov managementa kadrovskih virov omogoča opredelitev ne samo ustreznega števila kadra v določenem trenutku, temveč tudi njegovo optimalno strukturo (Kaše, 2023; Yin in Othman, 2015).

V sodobnih organizacijah so kadrovski procesi vse bolj sistematizirani in digitalizirani, saj računalniški sistemi omogočajo avtomatizacijo nekaterih nalog in boljše upravljanje s podatki o zaposlenih (Zheng in Chen, 2023). Bernik in Fischer (2020) navajata, da so se procesi zbiranja, obdelave in uporabe kadrovskih podatkov sistematizirali že v 60. letih prejšnjega stoletja, ko so organizacije začele za delo s podatki in dokumenti uporabljati računalnike. Kasneje so informacijski sistemi v organizacijah postali nepogrešljiv del managementa, kar je omogočilo boljšo analizo in vizualizacijo kadrovskih podatkov. V današnjem času so ti sistemi (kadrovski informacijski sistemi, v nadaljevanju KIS) del t. i. managerskih informacijskih sistemov, ki podpirajo procese na vseh ravneh organizacije (Bernik in Fischer, 2020). Z nadaljnjim razvojem informacijske tehnologije so organizacije uvedle številna digitalna orodja za management kadrovskih virov (Bernik in Fischer, 2020; Zhang in Chen, 2023).

Tradicionalne metode planiranja kadrov kljub razvoju informacijske tehnologije in uvedbi digitalnih orodij (med njimi KIS, kadrovske analitike) pogosto ostajajo reaktivne in neprilagodljive, saj temeljijo na zgodovinskih podatkih (Young in Hollander, 2019; Yanamala, 2024). Klasični pristopi planiranja kadrov so pogosto časovno zahtevni, hkrati pa pri tradicionalnih metodah predstavljata izziv tudi natančnost in pravočasno odzivanje na spremembe (Cayrat in Boxall, 2022). Težave se kažejo pri uporabi razpoložljivih podatkov za analizo trenutnega stanja, napovedovanju prihodnjih kadrovskih potreb, prepoznavanju kompetenčnih vrzeli ter prilagajanju kadrovskih virov poslovnim ciljem in okoljskim spremembam, predvsem če se to izvaja ročno (v papirni ali elektronski obliki). Organizacije tako pogosto v celoti ne izkoristijo potenciala vseh informacij, ki so na voljo, to pa omejuje njihovo zmožnost ustreznega planiranja (Tsyganok et al., 2023).

Uporaba umetne inteligence (v nadaljevanju UI) ima v tem kontekstu številne prednosti, saj omogoča hitro in pregledno obdelavo in analizo obsežnih količin podatkov ter prepoznavanje skritih vzorcev v podatkih, natančno predvidevanje in napovedovanje, avtomatizacijo in optimizacijo, simulacije in primerjave različnih scenarijev ter podporo pri odločanju (Bujold et al., 2023; Safarishahrbiari, 2018; Helm et al., 2020). Kaur in Gandolfi (2023) sta opredelila koncept inteligentnega managementa kadrovskih virov (angl. *Intelligent Human Resources Management: I-HRM*), ki prek obdelave podatkov z UI prispeva k ustvarjanju dodane vrednosti in ohranjanju konkurenčne prednosti. O podobnih priložnostih UI glede inteligentnega planiranja kadrov, ki je v primerjavi s klasičnim bolj kakovostno, so razpravljali Biundo et al. (2003). Čeprav literatura ponuja številne predloge o tem, kako se lahko pri planiranju kadrov uporablja UI, pogosto prispeva le delne vpogledе (za zelo ozke, specifične primere uporabe) v potencial UI (Bujold et al., 2024), ki pa je zaradi zmožnosti UI za učenje in sprotne prilagoditve delovanja za planiranje kadrov v dinamičnem okolju zelo velik (Powell in Meisel, 2020).

Kljub raznolikim in podrobnim opisom uporabe različnih sistemov UI za posamezne aktivnosti pri planiranju kadrov celovitega teoretičnega pregleda o splošnih zmožnostih UI, različnih obstoječih sistemih in širše ocene uporabnosti različnih sistemov UI za planiranje kadrov v literaturi nismo zasledili. Glede na to raziskovalno vrzel je cilj prispevka predstaviti sintezo ugotovitev avtorjev o priložnostih uporabe UI pri planiranju kadrov. Najprej je na splošno predstavljena UI. Sledi opis planiranja kadrov, kjer ta širok in kompleksen proces razdelimo v tri

faze in na tri ravni ter predlagamo koncept matrike planiranja kadrov, ki smiselno strukturira vsebinsko povezane naloge in cilje v okviru planiranja kadrov. V nadaljevanju so opisani primeri uporabe UI za planiranje kadrov v okviru treh faz in ravni. V zaključku ovrednotimo prednosti in izzive ter praktično vrednost UI pri planiranju kadrov.

2 Umetna inteligenca

UI je področje računalništva, ki se ukvarja z razvojem sistemov, ki lahko izvajajo naloge, za katere bi sicer potrebovali človeško inteligenco (Theobald, 2017). UI delimo glede na njeno zmogljivost in sposobnost samostojnega delovanja (Strelkova, 2017) na:

- **ozko (šibko) UI** (angl. Narrow AI), ki je specializirana za izvajanje ene naloge ali omejenega nabora nalog. Ti sistemi delujejo na podlagi vnaprej določenih pravil (kompleksnega programiranja) in se ne morejo samostojno prilagajati. Večina današnjih UI sistemov spada v to kategorijo (npr. za analizo in prepoznavanje podatkov, priporočanje, filtriranje podatkov, odločanje in predvidevanje na podlagi podatkov, ekspertni sistemi);
- **splošno UI** (angl. General AI, AGI), ki je hipotetična UI, trenutno še v razvoju, ki bi v prihodnosti lahko izvajala različne intelektualne naloge enako učinkovito kot človek. Medtem ko ozka UI lahko izvaja specifično nalogo, je splošna UI širša in bolj prilagodljiva. Splošna UI se lahko samostojno uči (torej brez posredovanja človeka), sklepa, razume kontekst in se odziva na nove situacije;
- **super UI** (angl. Artificial Superintelligence, ASI), ki je teoretična stopnja UI, kjer bi UI morda lahko preseгла človeško inteligenco v vseh vidikih – ne le pri hitrosti in analizi podatkov –, temveč tudi pri kreativnosti, inovacijah in odločanju. Takšna UI bi imela popolno avtonomijo in bi potencialno lahko oblikovala lastne cilje.

Klasični računalniki so se v zadnjih 75-ih letih razvijali na način, ki omogoča, da izvedejo, kar določi človek. Za to ljudje (programerji) oblikujejo sisteme in razvijajo aplikacije, pri čemer vnaprej določijo logiko, pravila in bazo podatkov, ki omogoča, da lahko uporabniki s pomočjo sistema izvajajo opravila in pridejo do rezultatov. Pravila delovanja sistemov so kodirana v obliki programa prek programskega jezika (npr. Python, JavaScript), ki omogoča uporabo sistemov v obliki orodij prek strojne

opreme (na računalnikih, tablicah, telefonih ...). Vsaka nova situacija zahteva ročno programiranje dodatnih pravil, kar omejuje fleksibilnost in stabilnost takšnih sistemov (Blank, n. d.; Allen, 2020).

Programiranje temelji na vnaprej določenih pravilih, kjer programer ročno napiše pogoje (kriterije) in navodila, ki določajo, kako mora računalnik obdelati podatke. Pri klasičnem programiranju program deluje izključno na podlagi fiksnih pravil, ki jih določi programer. Takšen sistem ne vključuje sposobnosti učenja ali prilagajanja, temveč vedno sledi strogo določenim pravilom (Allen, 2020).

John McCarthy je UI leta 1955 definiral kot znanost in inženirstvo ustvarjanja inteligentnih strojev, predvsem inteligentnih računalniških programov – nevtralen pojem za takrat novo nastajajoče področje (Siebel, 2019). Po začetni konceptualizaciji UI se je zanimanje zanjo – skupaj z raziskavami in investicijami – močno povečalo, zlasti v zadnjem desetletju (Rattan et al., 2022).

2.1 Delovanje umetne inteligence

UI deluje s pomočjo algoritmov, ki predstavljajo natančno določene postopke ali pravila za obdelavo podatkov. Algoritem je v svojem bistvu zaporedje korakov, ki vodijo do rešitve določenega problema. Algoritmi določajo logiko analize podatkov in pravila njihove obdelave, torej kako sistem ustvari izhodne podatke (output) iz vhodnih podatkov (input). Delujejo po principu zaporednih operacij, podobno kot recept pri kuhanju – če sledijo določenim navodilom, privedejo do pričakovanega rezultata (Meuller in Massaron, 2021).

Algoritem določa pravila in postopke, s katerimi sistem obdeluje podatke, analizira vzorce in generira rezultate. Proces obdelave podatkov z UI običajno poteka v naslednjih fazah (Meuller in Massaron, 2021):

- **UI sprejme podatke (input)** – vhodni podatki so lahko številčne vrednosti, besedila, slike ali druge kompleksne nestrukturirane informacije;
- **izvede določene korake obdelave** – uporablja različne metodološke pristope, kot so odločitvena drevesa, ki preverjajo pogoje, ali nevronske mreže, ki podatke obdelujejo skozi več plasti umetnih nevronov (podrobneje predstavljene v nadaljevanju);

- **generira rezultat (output)** – rezultat je lahko odločitev, razvrstitev v kategorije, napoved ali optimizirana rešitev določenega problema.

Programi, ki delujejo s pomočjo algoritmov, za svoje delovanje potrebujejo naslednje ključne elemente (Meuller in Massaron, 2021):

- **podatke (inpute)** – ‘surovine’, ki jih UI obdeluje (številke, besedila, slike, zvok ipd.);
- **algoritme** – matematične in statistične postopke, ki analizirajo podatke s pomočjo metod, kot so regresija, klasifikacija, optimizacija in verjetnostni izračuni. Algoritem določa, kako in na kakšen način program obdeluje podatke ter sprejema odločitve. Deluje kot pravilo obdelave podatkov in kriterij odločanja, ki usmerja prepoznavanje vzorcev, ocenjevanje verjetnosti in optimizacijo rezultatov. Na podlagi teh analiz program oblikuje izhode (outpute, npr. sprejema odločitve ali napoveduje izide);
- **strojno opremo (procesor, grafično kartico, pomnilnik)** – infrastrukturo, na kateri UI dejansko deluje in izvaja svoje izračune.

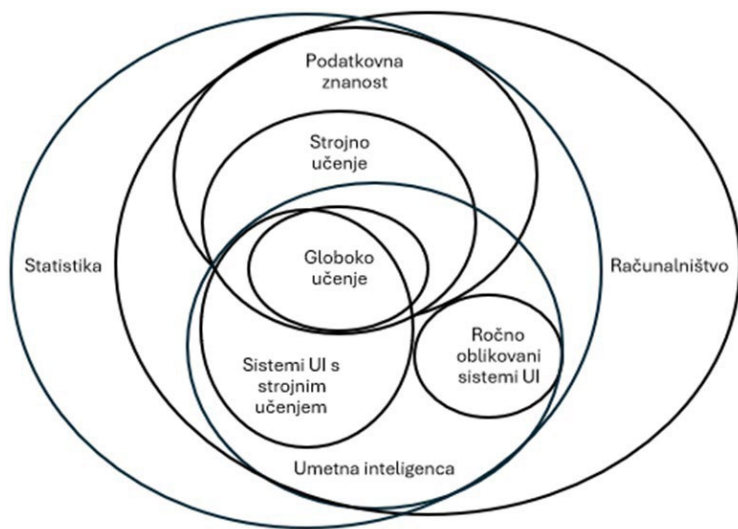
Programi in orodja, ki se uporabljajo pri izvajanju opravil, ki zahtevajo inteligenco, podobno človeški inteligenci, ter sistemi, na katerih temeljijo, se razlikujejo. Medtem ko pri klasičnem programiranju programer določi vsa pravila delovanja algoritma (ozka UI), se pri strojnem učenju pravila delovanja (algoritmi) sproti razvijajo in izboljšujejo s pomočjo novih podatkov (splošna UI). Ta sposobnost učenja in samostojnega prilagajanja pa ne velja za vse sisteme UI (Blank, n. d.; Meuller in Massaron, 2021). Če torej sistem UI ni sposoben samostojnega učenja ali prilagajanja, potem ne gre za strojno učenje, temveč zgolj za napredno avtomatizacijo s pomočjo ročno oblikovanih sistemov UI (Theobald, 2017; Allen, 2020).

2.2 Sistemi umetne inteligence

To, kar imamo v mislih z izrazom UI, v literaturi ni povsem enotno opredeljeno (Martinez, 2018). Kot prikazuje slika 1, UI predstavlja podpodročje računalništva, znotraj katerega je tudi podatkovna znanost (angl. *data science* – področje zbiranja, obdelave in analize podatkov za pridobivanje vpogledov). Pri tem velike količine

podatkov (angl. *big data* – obsežni, hitro spreminjajoči se in raznoliki podatki) služijo kot osnova za delovanje UI in strojno učenje.

Strojno učenje je prav tako področje podatkovne znanosti kot UI. Nanaša se na metode, s katerimi sistemi samodejno prepoznavajo vzorce in se izboljšujejo brez eksplicitnega programiranja. Tako sistemi UI kot metode strojnega učenja delujejo s pomočjo statističnih izračunov. Strojno učenje je pogosto povezano s sistemi UI, sposobnimi samostojnega učenja in prilagajanja na podlagi novih podatkov. Podpodročje strojnega učenja je globoko učenje, ki omogoča delovanje najnaprednejših sistemov UI (Theobald, 2017; Martínez, 2018; Rattan et al., 2022).



Slika 1: Umestitev umetne inteligence in strojnega učenja

Vir: prirejeno po Theobald, 2017 in Rattan et al., 2022

UI se običajno opredeljuje kot niz zmožnosti strojev, ne kot specifičen tip tehnologije, pri čemer obstajata dve glavni skupini sistemov UI: ročno oblikovani sistemi UI in sistemi UI, ki temeljijo na strojnem učenju (Martínez, 2018). Ročno oblikovani sistemi UI predstavljajo programske rešitve, ki temeljijo na ročno programiranih pravilih in v sodelovanju s strokovnjaki posnemajo človeško znanje v obliki »če je X (input), potem je Y (output)« pravil (Allen, 2020). Ključna področja uporabe ročno oblikovanih sistemov UI vključujejo (Kreutzer in Sirrenberg, 2020, str. 22–57):

- **sisteme za prepoznavanje vzorcev v podatkih** – ekspertne sisteme (angl. Expert systems), ki zbirajo, shranjujejo in analizirajo podatke, da podpirajo odločanje. Najpogosteje se uporabljajo v medicini (diagnostika), financah (analiza tveganja, napovedovanje trgov) in logistiki (optimizacija dobavnih verig). Ekspertni sistemi omogočajo sprejemanje informiranih odločitev na podlagi zgodovinskih podatkov in se uporabljajo v obliki digitalnih orodij, aplikacij;
- **sisteme za obdelavo naravnega jezika** (angl. Natural Language Processing, v nadaljevanju NLP), v katerih UI omogoča izboljšano interakcijo med človekom in strojem prek tehnologij, kot so pretvorba govora v besedilo (angl. speech-to-text), ki omogoča zapisovanje govora v digitalni obliki, in sinteza govora (angl. text-to-speech), ki pretvarja besedilo v govor (npr. za prevajanje, transkripcija);
- **sistemi za računalniški vid** (angl. Computer Vision), ki omogočajo strojno zaznavanje in interpretacijo vizualnih informacij (npr. za prepoznavanje, samodejno obdelavo, nadzor kakovosti, običajno prek senzorjev). Integracijo takšnih sistemov UI za izvajanje nalog npr. v industriji, zdravstvu in vsakdanjem življenju predstavlja robotika.

Računalniška orodja in stroji z UI rešujejo specifične probleme na način, kot določa program (algoritem) na način, ki izkazuje lastnosti človeške inteligence (Theobald, 2017). Medtem ko ročno oblikovani sistemi UI temeljijo na vnaprej določenih pravilih in podatkih za , naprednejši sistemi UI prek strojnega učenja sami izboljšujejo svoje delovanje in prilagajajo pravila na podlagi podatkov (običajno na podatkih za treniranje), tako da omogočijo za vsak X (input) pravičen Y (output) (Allen, 2020). Algoritmi, ki določajo delovanje sistema UI, so lahko statični, pri čemer delujejo po vnaprej določenih pravilih, ali dinamični, kar pomeni, da se učijo iz podatkov in prilagajajo svojega delovanja (Helm et al., 2020).

2.3 Umetna inteligenca in strojno učenje

Sisteme UI, ki delujejo na osnovi statičnih algoritmov, vse bolj nadomeščajo pristopi strojnega učenja (Bailey & Barney, 2019). Strojno učenje je temelj sodobnih UI sistemov, saj omogoča analizo velikih količin podatkov, prepoznavanje vzorcev in napovedovanje rezultatov brez eksplicitnega programiranja posameznih nalog (Allen, 2020; Theobald, 2017). Algoritmi strojnega učenja v sistemih UI delujejo na

različne načine – za reševanje različnih problemov so potrebni različni pristopi. Algoritmi določajo metode za reševanje določenega problema, s tem da obdelujejo podatke po določenih korakih (po matematičnih, statističnih metodah). Glede na cilj se uporabljajo različni algoritmi, ki določajo, kako sistem obdeluje podatke, prepoznavo vzorce in sprejema odločitve (Mueller in Massaron, 2021).

Temelj za številne metode strojnega učenja predstavlja klasična statistika, saj algoritmi, kot so linearna regresija, k-najbližji sosedje in naključni gozdovi, izhajajo iz statističnih enačb, ki so se uporabljale že pred vzponom UI. Te metode se uporabljajo v različnih sistemih UI, vključno z obdelavo naravnega jezika (NLP) in analizo podatkov (ekspertni sistemi), obenem pa se področje strojnega učenja prekriva z rudarjenjem podatkov (angl. *data mining*), ki se osredotoča na odkrivanje vzorcev in pridobivanje vpogledov iz velikih podatkovnih zbirk (Theobald, 2017).

Obstaja več metod strojnega učenja, odvisno od stopnje človeškega posredovanja v procesu učenja modela, narave in cilja obdelave podatkov (Allen, 2020; Theobald, 2017):

- **nadzorovano učenje** (angl. Supervised Learning): model se uči iz podatkov, ki so jih označili človeški 'nadzorniki'. Vsak input ima določen pripadajoč output; pri regresijskih analizah je cilj prepoznati in napovedati kvantitativno vrednost (npr. napoved števila, cene), pri klasifikacijskih problemih pa kvalitativno (model podatke razvrsti v razrede, jim določi oznake). Med pogosto uporabljene algoritme sodijo tudi odločitvena drevesa in podporni vektorski stroji, katerih namen je predvsem iskanje odgovorov iz podatkov glede na 'pravila'. V sistemih UI so pogosto vključene Bayesove mreže, ki temeljijo na sklepanju in omogočajo napovedovanje, modeliranje verjetnosti in analizo povezav med podatki;
- **nenadzorovano učenje** (angl. Unsupervised Learning): model prepoznavi lastnosti neoznačenih podatkov brez vnaprej določenih outputov. Prednost nenadzorovanega učenja je v tem, da omogoča odkrivanje vzorcev v podatkih, za katere prej nismo vedeli, da obstajajo. Modeli so namenjeni grupiranju podatkov (angl. clustering), odkrivanju anomalij ali segmentaciji;
- **delno nadzorovano učenje** (angl. Semi-Supervised Learning): združuje metode nadzorovanega in nenadzorovanega učenja in lahko uporablja

kombinacijo označenih in neoznačenih podatkov za večjo natančnost rezultatov;

- **učenje z okrepitvijo** (angl. Reinforcement Learning – RL): model sam zbira podatke in izvaja ciljno usmerjene aktivnosti (inputi torej niso določeni, outputi pa so). Izboljšuje se na podlagi analize izkušenj preteklih uspešnih in neuspešnih poskusov med interakcijo z okoljem (podatki). Pogosto se uporablja za optimizacijo.

Med metode strojnega učenja za optimizacijo sodijo tudi evolucijski algoritmi, ki posnemajo naravne evolucijske procese, kot so selekcija, mutacija in iskanje najboljših kombinacij, da postopoma izboljšujejo rešitve kompleksnih problemov. Med njimi so genetski algoritmi, ki s simulacijo naravne selekcije iščejo optimalne rešitve (generirajo alternative, jih primerjajo, izračunajo verjetnosti, tveganja in izberejo najbolj pravilno rešitev glede na cilje sistema), pri čemer se 'generacije' možnih rešitev z učenjem postopoma izboljšujejo in prilagajajo odločitve novim podatkom (Rattan et al., 2022).

Strojno učenje torej omogoča prilagajanje delovanja sistemov UI brez izrecnega programiranja za vsako nalogo in situacijo, medtem ko najbolj napredna oblika strojnega učenja – globoko učenje – posnema delovanje v obliki strukture človeških možganov, kar sistemom UI omogoča napredne kognitivne sposobnosti (McKinsey, 2022). Nevronske mreže so sestavljene iz več plasti povezanih nevronov (algoritmov), ki podatke obdelujejo hierarhično – vsaka plast izvleče specifične značilnosti vhodnih podatkov in jih preda naslednji plasti za nadaljnjo obdelavo. Skozi proces učenja se mreža gradi, s tem pa se krepi sposobnost natančnega odločanja in napovedovanja (Helm et al., 2020). Sistemi globokega učenja sprejemajo odločitve na podlagi večplastne obdelave podatkov, vendar zaradi kompleksnosti svojih modelov pogosto delujejo kot t. i. črne skrinjice, kjer je težko natančno pojasniti, kako so prišle do določenega zaključka (Rattan et al., 2022).

Generativna UI je ena najnaprednejših oblik globokega učenja in predstavlja ključno tehnologijo pri obdelavi naravnega jezika (NLP). Cilj generativne UI je posnemanje človeške interakcije, kar omogoča izkoriščanje aplikacije za prevajanje, ustvarjanje besedil in analiziranje vzorcev v besedilih. Naprednejši modeli, kot so veliki jezikovni modeli (angl. *large language models* – LLM), lahko generirajo smiselne odgovore na podlagi konteksta, kar jih naredi uporabne za avtomatizacijo ustvarjanja vsebine,

podporo uporabnikom in napredno analizo podatkov (npr. ChatGPT– generativni predtrenirani transformator, angl. *Generative pre-trained transformer*, je tip velikega jezikovnega modela ki uporablja globoko učenje).

Čeprav splošna UI, ki bi lahko izvajala vse intelektualne naloge kot človek, še ne obstaja, današnji sistemi UI služijo različnim, specifičnim namenom (Strohmeier & Piazza, 2015). Zmožnosti UI in strojnega učenja za obdelavo velikih količin podatkov, prepoznavanje vzorcev in trendov, predvidevanje in napovedovanje, avtomatizacijo, optimizacijo in podatkovno podprto odločanje (Bailey & Barley, 2018; Helm et al., 2020) omogoča njihovo široko uporabo tudi pri planiranju kadrov (McKinsey, 2022).

3 Planiranje kadrov

Planiranje kadrov je strateški proces, ki zajema identifikacijo, analizo, predvidevanje in napovedovanje kadrovskih potreb organizacije z namenom planiranja pristopov in aktivnosti managementa kadrovskih virov za doseganje dolgoročnih poslovnih ciljev (Dessler, 2020). Ulferts et al. (2009) opisujejo planiranje kadrov kot prehod organizacije iz trenutne v bolj željeno razporeditev kadrov, Florjančič (1994) pa kot proces spoznavanja potreb organizacije po kadrih ob upoštevanju spreminjajočih se zunanjih pogojev in individualnih potreb posameznikov in opredelitev aktivnosti za zadovoljevanje teh potreb. Planiranje kadrov vključuje tako planiranje glede števila kot strukture kadrov, oblikovanje sistemov izobraževanja in usposabljanja, premeščanja, napredovanja in nasledstva.

Sedanje in prihodnje kadrovske potrebe glede števila in kompetenčnega profila zaposlenih določajo vizija in strategija organizacije, cilji ter poslovni plani, namen planiranja kadrov pa je oblikovati plane glede managementa kadrovskih virov za zagotavljanje optimalnega obsega kadrovskih virov in njihovega razvoja. Pri tem napoved ponudbe in povpraševanja po kadrih zahteva analizo kadrovske strukture in pregled dejavnikov, ki lahko nanjo vplivajo (npr. fluktuacija, upokojevanja, zahtevane kompetence, predvideno povečevanje ali zmanjševanje števila zaposlenih). Sledi razvoj in implementacija kadrovskih planov. Uspešnost kadrovskih planov je potrebno stalno evalvirati ter prilagajati skladno s cilji in spremembami v okolju (Phillips in Gully, 2009, v Bernik, 2017). V literaturi se pojavljajo različni pristopi k planiranju kadrov, ki vključujejo sorodne, med seboj

povezane vsebine. Planiranje kadrov je glede na naravo in namen delov procesa mogoče razdeliti v faze, od katerih ima vsaka določen cilj.

Za potrebe analize možnosti uporabe UI pri planiranju kadrov v tem prispevku smo te faze opredelili kot **(1) analiza stanja**, ki predstavlja izhodišče za vse naslednje aktivnosti planiranja kadrov, saj prispeva informacije, ki pomembno vplivajo na planiranje kadrov; **(2) predvidevanje in napoved potreb in povpraševanja**, ki opredeli ciljno stanje kadrovskih virov in spremembe v prihodnosti ter usmeritev in možne načine za doseganje ciljnega stanja, po Florjančič et al. (1999) in Kaše (2023) ta faza obsega analizo poslovnih potreb, notranje in zunanje ponudbe ter prepoznavanje možnega presežka ali primanjkljaja kadrov, napoved oskrbe s kadri, kjer se organizacije odločajo, katere kadre lahko prerazporedijo interno in katere je treba pridobiti na trgu dela, Bernik (2018) opozarja tudi na potrebo po identifikaciji kritičnih področij planiranja kadrov) ter **(3) oblikovanje planov za zagotavljanje optimalnega obsega kadrovskih virov**, pri čemer organizacija določi pristope in aktivnosti managementa kadrovskih virov za doseganje ciljnega stanja. Opredelitev teh faz zajema in povzema predloge korakov planiranja (Florjančič et al., 1999; Bernik, 2017, 2018; Kaše, 2023; Černe in Kaše, 2023) in logično deli procese planiranja kadrov.

Florjančič (1994) je pristope in aktivnosti v okviru planiranja kadrov razdelil glede na vsebino (npr. planiranje strukture kadra, zaposlovanja, napredovanja, premeščanja, razporejanja), glede na obseg (za celotno organizacijo ali za posamezne enote) ter glede na čas. Planiranje kadrov se v literaturi običajno deli na ravni glede na časovno obdobje planiranja: **(1) dolgoročno oziroma strateško**, **(2) srednjeročno oziroma taktično** in **(3) kratkoročno oziroma operativno**. Dolgoročni plani so namenjeni planiranju za obdobje, daljše od pet let, srednjeročni plani so za obdobje od enega do petih let, kratkoročni pa za obdobje, krajše od enega leta (Florjančič, 1994, 1999; Bechet, 2008; Lopes et al., 2015). Glede na čas in vključenost posameznikov iz različnih hierarhičnih ravni v proces planiranja, so ravni planiranja kadrov:

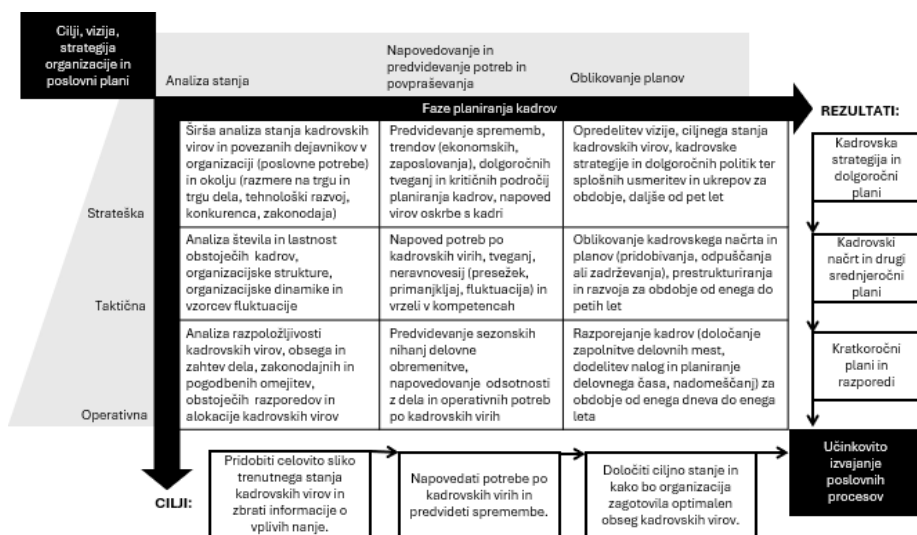
- **dolgoročno (strateško) planiranje kadrov**, ki se osredotoča na dolgoročno vizijo in oblikovanje kadrovske strategije (to je ključen rezultat oziroma dokument), ki določa splošne usmeritve in politike zaposlovanja ter razvoja zaposlenih (Bernik, 2018);

- **srednjeročno (taktično) planiranje kadrov**, ki se nanaša na specifične kadrovske plane, ki so v skladu z letnimi, dvoletnimi ali triletnimi plani organizacije ter plani dela. Ključen dokument na tej ravni je kadrovski načrt, ki določa obseg, strukturo in lastnosti kadrovskih virov za plansko obdobje, skladno s poslovnimi cilji (Možina in Zupan, 2023). Kadrovski plani za celotno organizacijo (kadrovski načrt) ali skupine zaposlenih izhajajo iz dolgoročne strategije in so usklajeni s potrebami po kadrovskih virih v določenem času;
- **kratkoročno (operativno) planiranje kadrov**, ki vključuje situacijsko alokacijo kadrov v time in na delovna mesta, ki ustrezajo njihovem profilu. Osredotoča se na obvladovanje začasnih, kratkotrajnih in vsakodnevnih izzivov in reševanje sprotnih kadrovskih vprašanj (npr. razporejanje zaposlenih, obvladovanje odsotnosti in nadomeščanj ipd. – rezultat operativnega planiranja je dodelitev nalog oziroma zapolnitev delovnih mest v realnem času, ključni dokument na tej ravni pa je urnik) (Ernst et al., 2004; Van den Bergh et al., 2013). Razporejanje kadrov je del procesa kratkoročnega planiranja, ki zagotovi, da so kadri prisotni v določenem času na določenih delovnih mestih (Ernst et al., 2004; Burke et al., 2004) – ima ožji pomen in se nanaša na planiranje delovnega časa za vsakega posameznika (Kaše, 2023).

Opredelevanje faz in ravni planiranja kadrov ta kompleksen proces omeji s konkretnim začetkom (analizo stanja – znotraj in zunaj organizacije) in koncem (rezultatom – dolgoročnimi, srednjeročnimi in kratkoročnimi plani za zagotavljanje optimalnega obsega kadrovskih virov glede na cilje in predvidene potrebe) in vključenostjo vodij glede na ravni v hierarhiji organizacije pri planiranju. Pri strateškem planiranju s kadrovskim oddelkom običajno sodeluje najvišji management (Allen, 2017; Bernik, 2018), pri oblikovanju srednjeročnih planov je vključen srednji management (npr. funkcijski vodje) (Allen, 2017), pri kratkoročnem planiranju pa najnižji management (npr. vodje posameznih oddelkov) ali celo zaposleni sami (Ernst et al., 2004; Allen, 2017).

Praviloma je rezultat, s katerim se proces planiranja zaključi, odločitev oziroma dokument. Kadrovska strategija določi dolgoročno vizijo in kadrovske politike; kadrovski plani določijo srednjeročne pristope in aktivnosti (kadrovski načrt določi število in lastnosti kadrov na delovnih mestih, kar usmerja aktivnosti managementa kadrovskih virov na področju zaposlovanja, prestrukturiranja, širše so to tudi npr. plani izobraževanja, plani razvoja, plani nasledstev ...); pri kratkoročnem planiranju

pa se v najožjem smislu oblikuje razpored (urnik), ki za posamezne zaposlene in delovna mesta določi delitev dela in razporeditev delovnega časa. Ko so cilji planiranja doseženi, odločitve glede prihodnjih aktivnosti sprejete ter plani pripravljeni, sledi njihovo izvrševanje. Procese planiranja kadrov skozi tri faze na vseh ravneh lahko strnemo v obliki matrike, ki jo prikazuje slika 2.



Slika 2: Matrika planiranja kadrov

Planiranje kadrov je osnova za izvajanje managementa kadrovskih virov, saj definira načine za zagotavljanje optimalnega obsega kadrovskih virov (na dolgi rok in za vsakdanje izvajanje dela) v skladu s poslovnimi potrebami in cilji organizacije. Uspeh aktivnosti managementa kadrovskih virov, preko katerih organizacija doseže optimalen obseg kadrovskih virov za poslovanje (delo), je torej v veliki meri povezan z ustreznim planiranjem (Storey et al., 2019).

Tradicionalni pristopi k planiranju kadrov pogosto temeljijo na reaktivnih metodah, ki izhajajo iz zgodovinskih trendov in statičnih ocen potreb po zaposlenih (Korteling et al., 2021). Ti pristopi so pogosto togi in omejeni, saj ne upoštevajo dinamičnih sprememb na trgu dela in kompleksnosti sodobnih organizacij, kar pa otežuje prilagajanje kadrovskih virov ob hitrih spremembah (Bernik, 2018). Sodobni načini planiranja kadrov vključujejo bolj proaktivne metode (Bechet, 2008), ki s pomočjo obdelave večjega obsega bolj raznolikih podatkov iz različnih virov omogočajo

natančnejše napovedovanje potreb po kadrovskih virih, bolj strateško planiranje in boljšo prilagoditev situaciji (Li et al., 2018).

V nadaljevanju sledi natančnejši opis faz in ravni ter priložnosti uporabe UI v planiranju kadrov. Najprej za posamezne faze planiranja kadrov: (1) analiza stanja, (2) analiza, predvidevanje in napoved potreb in povpraševanja ter (3) oblikovanje planov za zagotavljanje optimalnega obsega kadrovskih virov. Sledi predstavitev vidikov planiranja na vsaki ravni ter možnosti uporabe UI za: (1) dolgoročno (strateško) planiranje, srednjeročno (taktično) planiranje in (3) kratkoročno (operativno) planiranje.

4 Faze planiranja kadrov in uporaba umetne inteligence

Prva faza – analiza stanja – je namenjena zbiranju informacij in razumevanju obstoječih kadrovskih virov ter dejavnikov, ki nanje vplivajo. Druga faza – predvidevanje in napoved potreb in povpraševanja – določa prihodnje zahteve po kadrovskih virih in opredeljuje ciljno stanje kadrov za prihodnja obdobja. Zadnja faza – oblikovanje planov – temelji na rezultatih predhodnih analiz in napovedi, njen cilj pa je uskladitev managementa kadrovskih virov s potrebami in cilji organizacije. Na podlagi teh ugotovitev se določijo prihodnji pristopi in aktivnosti za doseganje planiranega obsega in lastnosti kadrovskih virov. Zaradi različnih ciljev posameznih faz se tudi možnosti uporabe UI razlikujejo.

4.1 Analiza stanja

Prva faza v procesu planiranja kadrov je analiza trenutnega stanja, ki omogoča organizacijam oceno obstoječe delovne sile in prepoznavanje morebitnih neskladij med razpoložljivimi in potrebnimi kadrovskimi viri. Ključni vidiki analize vključujejo identifikacijo poslovnih izhodišč, ki določajo organizacijske potrebe, ter analizo obstoječih zmožnosti zaposlenih, kar zajema njihove kompetence, vedenjske vzorce in učinkovitost pri delu. S primerjavo teh dveh sklopov lahko organizacije prepoznajo vrzeli med trenutnim in želenim stanjem, kar služi kot osnova za nadaljnje faze planiranja (Možina in Zupan, 2023).

Florjančič et al. (1999) v tej fazi predlagajo tudi zbiranje informacij o možnih vplivih na kadrovske vire, kar vključuje analizo tako zunanjih (ekonomska uspešnost industrije, tehnološki razvoj, konkurenca, zakonodaja) kot notranjih dejavnikov (poslovni plani glede dela, obstoječi kadrovski viri). Glede na trenutno stanje se lahko določi število in profil novih zaposlitev, ciljno izobrazbeno raven zaposlenih, delež vključenosti v izobraževalne programe, prednostna področja usposabljanja ter pričakovano fluktuacijo. Fluktuacija je naravni proces gibanja zaposlenih, ki ga organizacije uravnavajo s strateškimi pristopi. Organizacije morajo spremljati stopnjo odhodov in možnosti za pridobivanje novih zaposlenih (Černe in Kaše, 2023). Na podlagi teh ugotovitev se oblikujejo plani za konkretne aktivnosti (na taktični in operativni ravni), spremlja se lahko uspešnost managementa kadrovskih virov in po potrebi prilagaja kadrovska strategija (na ravni dolgoročnega planiranja) (Možina in Zupan, 2023).

Natančna analiza stanja temelji na zbiranju in obdelavi podatkov. Organizacije uporabljajo različne oblike kadrovske analitike, nekatere so na voljo v okviru KIS-a: opisna analitika omogoča pregled preteklih podatkov, kot so fluktuacija, absentizem in učinkovitost privabljanja zaposlenih; diagnostična analitika poskuša identificirati vzroke določenih kadrovskih pojavov s povezovanjem podatkov o zadovoljstvu, organizacijski klimi, kakovosti vodenja in učinkovitosti kadrovskih postopkov; napovedna analitika uporablja statistične metode za prepoznavanje vzorcev in napovedovanje prihodnjih trendov, kot je verjetnost odhoda zaposlenih. Priporočilna analitika, ki temelji na UI in strojnem učenju, omogoča predloge za sprejemanje bolj informiranih odločitev glede aktivnosti in ukrepov, vendar običajno še ni funkcija KIS-a. Medtem ko sta opisna in diagnostična analitika že dobro uveljavljeni, napovedna analitika pridobiva vse večji pomen, priporočilna analitika pa je še v fazi razvoja (Možina in Zupan, 2023).

Uporaba UI pri analizi stanja organizacijam omogoča celovit pristop k zbiranju, obdelavi in interpretaciji podatkov o kadrovskih virih ter dejavnikih, ki vplivajo na planiranje kadrov (Thakur et al., 2017; Cayrat in Boxall, 2022). UI lahko iz kadrovskih evidenc črpa podatke o uspešnosti, fluktuaciji in zadovoljstvu zaposlenih ter omogoča vizualizacijo analiz v naprednejših KIS-ih (Huang et al., 2023). UI tudi avtomatizira zbiranje in združevanje podatkov iz različnih virov, vključno s podatki zunaj KIS-a (Olaniyan et al., 2019). S tem sistemi UI omogočajo hitrejšo in učinkovitejšo analizo kadrovskih podatkov, kar zmanjšuje potrebo po ročnem delu

in izboljšuje natančnost informacij (Thakur et al., 2017; Olaniyan et al., 2019; Huang et al., 2023; Možina in Zupan, 2023). Takšna avtomatizacija pripomore k boljšemu razumevanju trenutnega stanja kadrovskih virov in njihove razpoložljivosti (Vishwanath in Vaddepalli, 2023; Cayrat in Boxall, 2022). Napredni analitični sistemi z uporabo UI identificirajo skrite vzorce, trende in odstopanja v podatkih (Boughzala, 2020; Cayrat in Boxall, 2022; Huang et al., 2023).

Poleg analitičnih orodij se pri analizi stanja uporabljajo tudi ekspertni sistemi za podporo odločanju (Bernik, 2017; Holsapple in Whinston, 1987), ročno oblikovani sistemi UI (npr. NLP – sistemi za obdelavo naravnega jezika za pridobivanje informacij iz besedil in dokumentov) ter napredne metode strojnega učenja. Algoritmi, kot so nevronske mreže in podporni vektorski stroji, omogočajo obdelavo velikih količin podatkov, ki bi jih bilo sicer težko analizirati (Strohmeier in Piazza, 2015; Huang et al., 2023). S tem UI izboljšuje razumevanje in vrednotenje trenutnega stanja, saj prepozna vzorce v podatkih o procesih in kadrovskih virih: omogoča segmentacijo zaposlenih s pomočjo razvrščanja v skupine ali klasifikacije (Fomude et al., 2023), identificira ključne posameznike (talente) ali kompetence, zaznava spremembe v vedenju zaposlenih in predvideva dejavnike, ki vplivajo na rezultate dela (Chaturvedi, 2016; Olaniyan et al., 2019; Ganatra, 2024).

Sistemi UI za obdelavo naravnega jezika (NLP) za analizo sentimenta lahko pomagajo pri razumevanju notranje organizacijske klime (Huang et al., 2023), prepoznavanju vzorcev npr. fluktuacije, absentizma, obremenitve ter delovne uspešnosti in povezave med vedenjem zaposlenih in produktivnostjo (Bujold et al., 2024), npr. prek analize sentimenta na podlagi obdelave podatkov, ki jih pri delu ustvarjajo zaposleni (Strohmeier in Piazza, 2015). Takšne analize podpirajo oblikovanje strategij za zadržanje zaposlenih in izboljšanje delovnega okolja (Ganatra, 2024).

Poleg notranjih dejavnikov lahko UI pomaga tudi pri spremljanju zunanjih dejavnikov, ki vplivajo na kadrovske vire in potrebe po kadrih, kot so nihanja na trgu dela, konkurenčni trendi ter spremembe v delovni zakonodaji (Petropoulos et al., 2018; Parasa, 2023). Napredni UI sistemi analizirajo makroekonomske dejavnike (demografske spremembe, gospodarski cikli, tehnološke inovacije) in organizacijam pomagajo določiti ključne kompetence prihodnosti (Aung et al., 2021). Prav tako prepoznavajo vzorce zaposlovanja v drugih organizacijah (Strohmeier in Piazza,

2015), prepoznajo potrebe po specifičnih kompetencah (Kaushal et al., 2023; Varshney et al., 2014; Huang et al., 2023) ter ocenjujejo tveganja zaradi pomanjkanja ključnih kadrov (Kaushal et al., 2023).

Vse pomembnejšo vlogo pri analizi stanja ima tudi generativna UI, saj na podlagi podatkov, ki se zbirajo v organizaciji, lahko zagotavlja hitre odgovore na vprašanja. Generativna UI organizacijam omogoča enostaven dostop do informacij in ustvarjanje uporabnih vsebin na podlagi obstoječih podatkov (Zhdanov, 2024). Natančne analize v tej fazi zagotavljajo zanesljive napovedi potreb in povpraševanja po kadrovskih virih (Kaushal et al., 2023) ter trdno osnovo za oblikovanje kakovostnih planov (Yanamala, 2024).

4.2 Predvidevanje in napoved potreb in povpraševanja po kadrih

Napovedovanje potreb po kadrovskih virih je ključno za uspešno planiranje kadrov, saj omogoča organizacijam, da pravočasno identificirajo prihodnje zahteve glede delovne sile. Cilj tega procesa je prepoznavanje neravnovesij med povpraševanjem in ponudbo kadrovskih virov, ki lahko povzročijo primanjkljaj ali presežek zaposlenih. Povpraševanje po kadrih izhaja iz poslovnih potreb in notranjih nadomestitvenih zahtev, kot so upokojitve, fluktuacija in reorganizacije (Kaše, 2023). Analiza potreb in povpraševanja temelji na oceni poslovnega okolja, gospodarskih trendov, tehnološkega napredka in pričakovane rasti organizacije. Namen predvidevanja in napovedovanja potreb in povpraševanja po kadrovskih virih ter morebitnih sprememb je določiti optimalno število zaposlenih in njihove kompetence v prihodnosti v skladu s cilji, strategijo in poslovnimi plani organizacije.

Predvidevanje in napovedovanje potreb po kadrih poteka z uporabo kvalitativnih in kvantitativnih metod (Bernik, 2017, 2018; Kaše, 2023). Kvalitativne metode temeljijo na mnenjih vodilnih v organizaciji ali strokovnjakov, ki napovedujejo prihodnje stanje na podlagi občutka in izkušenj. Čeprav te metode ponujajo vpogled v dolgoročne trende, se pogosto soočajo s težavo subjektivnosti in pristranskosti (Kaše, 2023). Kvantitativne metode omogočajo napovedovanje kadrovskih potreb na podlagi zgodovinskih podatkov, z matematičnimi in statističnimi izračuni. Zaradi kompleksnosti teh metod, ki se v praksi velikokrat dopolnjujejo, je zelo pogosta uporaba programske opreme, ki omogoča definiranje različnih dejavnikov in scenarijev za reševanje problemov pri planiranju kadrov, s čimer se možnost

sprejemanja napačnih odločitev zmanjša (Bernik, 2017). Uporaba kadrovske analitike v okviru KIS-a, poslovne inteligence in naprednih statističnih modelov omogoča natančnejšo analizo trendov in prilagajanje strategij (Kaše, 2023).

V tej fazi obstajajo številne možnosti uporabe UI, saj UI omogoča natančnejše napovedovanje potreb po kadrih, lažje predvidevanje sprememb in sprejemanje boljših odločitev (McKinsey, 2022). Prediktivna analitika v managementu kadrovskih virov uporablja podatke, statistične algoritme in strojno učenje za določanje verjetnosti prihodnjih izidov na podlagi zgodovinskih podatkov (Safarishahrbijari, 2018). Sistemi UI lahko prepoznajo skrite vzorce in dejavnike, ki bi jih ljudje ali ekspertni sistemi lahko spregledali.

S pomočjo UI organizacije lahko prepoznajo prihodnje trende zaposlovanja in ciljna področja razvoja kadrovskih virov (Anuradha in Rani, 2024). UI lahko napove potencialna tveganja, kot so pomanjkanje ključnih kompetenc, dejavniki, ki povzročajo nezadovoljstvo zaposlenih ali nenadne spremembe v povpraševanju na trgu (Fomude et al., 2023). Analiza podatkov o zaposlenih omogoča pravočasno prepoznavanje potencialnih težav ter sprejemanje ukrepov za ohranjanje stabilnosti kadrovske strukture (Thakur et al., 2017). S tem organizacije zgodaj prepoznajo morebiten primanjkljaj ključnih kadrov v prihodnosti ali tveganja za fluktuacijo (Safarishahrbijari, 2018; Bujold et al., 2024). Uporaba UI v tej fazi omogoča organizacijam ne le bolj natančno napovedovanje potreb in povpraševanja po kadrovskih virih, temveč prispeva k zmanjšanju tveganja napačnih odločitev zaradi napak v napovedih pri subjektivnem napovedovanju in predvidevanju (Li et al., 2018; Feng, 2022; Vishwanath in Vaddepalli, 2023).

Kadar organizacija ne razpolaga z zadostnim številom zaposlenih ali kadar njeni zaposleni nimajo ustreznih kompetenc za opravljanje nalog, je na podlagi analize stanja in napovedi potreb in povpraševanja identificiran primanjkljaj kadrovskih virov. Primanjkljaj kadrovskih virov pomeni, da trenutno stanje v organizaciji ne dosega zahtev za poslovanje v prihodnosti. Do primanjkljaja pogosto pride zaradi poslovne rasti, novih tehnoloških zahtev, povečanega povpraševanja po izdelkih in storitvah ali nepredvidenih odhodov zaposlenih (Kaše, 2023). Pri analizi potreb in povpraševanja po kadrovskih virih je v primeru primanjkljaja v organizaciji treba upoštevati možne vire pridobivanja kadrovskih virov znotraj organizacije in zunaj nje.

Kot možnost za reševanje primanjkljaja kadra prek notranjih resursov se lahko izvede analiza trenutnega kadrovskega stanja, fluktuacije in notranje mobilnosti zaposlenih. Pri notranjih premikih kadrovskih virov organizacije lahko analizirajo tudi pričakovane odhode, možnosti premestitev in razvoj potencialov zaposlenih. Organizacije pri tem lahko uporabljajo zaposlitvene preglednice in matrike prehodnosti za spremljanje napovedovanja premikov zaposlenih ter identifikacijo ključnih talentov za napredovanja. Napovedovanje kadrovskih virov znotraj organizacije temelji na podatkih o delovni dobi, usposobljenosti ter predvidenem upokojevanju. Reševanje primanjkljaja kadrovskih virov, ki temelji na notranjih kadrovskih virih, običajno vključuje prerazporeditev zaposlenih znotraj organizacije, napredovanja, preoblikovanja delovnih mest, prekvalifikacije, izobraževanja in usposabljanja ali dvig produktivnosti obstoječih zaposlenih (Kaše, 2023).

Če se izkaže, da kadrovskih virov za učinkovito poslovanje ni mogoče pridobiti znotraj organizacije, organizacija kadre pridobiva iz zunanjih virov (običajno prek zaposlovanja). Planiranje možnosti pridobivanja kadrovskih virov iz zunanjih virov se osredotoča na analizo gibanja trga dela ter dostopnosti potrebnih kadrovskih virov na trgu dela in morebitno vlogo posrednikov, kot so zaposlitvene agencije, pri njihovem pridobivanju. Ocena pridobivanja kadrovskih virov izven organizacije vključuje analizo demografske statistike, trendov migracij, obsega primernih kadrov na trgu dela in stopnje brezposelnosti, kar organizacijam omogoča natančnejše planiranje pristopov k pridobivanju kadrovskih virov (Kaše, 2023). Za reševanje primanjkljaja kadrov iz zunanjih virov je pomembno predvideti načine, npr. zaposlovanje novih sodelavcev prek trga dela, sodelovanje s kadrovskimi agencijami ali vključevanje pogodbenih sodelavcev ali zunanjih izvajalcev. Pri reševanju primanjkljaja lahko UI pomaga z analizami trga dela (Alabi et al., 2024), predvidevanju možnosti za optimizacijo notranjih kadrovskih virov in bolj učinkovitem iskanju ustreznih kandidatov (Černe in Kaše, 2023).

Neravnovesje med obstoječim stanjem pa je lahko tudi obratno. Takšna situacija zahteva zmanjšanje števila zaposlenih. Presežek zaposlenih nastane, kadar organizacija zaposluje več ljudi, kot jih potrebuje za učinkovito poslovanje. To je pogosto posledica reorganizacij, avtomatizacije procesov ali sprememb v povpraševanju po izdelkih in storitvah (Černe in Kaše, 2023). Organizacije pri upravljanju presežka uporabljajo različne strategije, ki se razlikujejo glede na intenzivnost ukrepov. Število zaposlenih se zmanjša z naravnim odlivom

(upokojitve, neobnavljanje pogodb) ali sistematično, s pomočjo spodbude za predčasno upokožitev, s programi prekvalifikacije, prostovoljnimi in neprostovoljnimi prerazporeditvami (preoblikovanje organizacijske strukture, delovnih mest ali nalog) in odpuščanjem (Černe in Kaše, 2023).

UI lahko pri upravljanju presežka zaposlenih pomaga z napovedovanjem obsega dela, tveganj za posamezne segmente zaposlenih ter ocenjevanjem učinkov zmanjšanja števila zaposlenih. S pomočjo analize scenarijev in trendov lahko organizacije pravočasno sprejmejo ukrepe, ki zmanjšujejo negativne posledice presežkov in omogočajo oblikovanje optimalne kadrovske strukture (Safarishahrbijari, 2018; Alabi et al., 2024).

4.3 Oblikovanje planov za zagotavljanje optimalnega obsega kadrovskih virov

Na podlagi analize stanja ter napovedi potreb in povpraševanja po kadrovskih virih sledi faza oblikovanja planov strategije, politik, ukrepov, pristopov in konkretnih aktivnosti, s katerimi organizacije opredelijo in dosežejo ciljno stanje kadrovskih virov (število in lastnosti oziroma kompetence zaposlenih) v prihodnosti. Dessler (2020) izpostavlja, da je pri planiranju kadrov ključna določitev, katera delovna mesta bo treba v prihodnosti zapolniti in kako, da bo delo na delovnih mestih dobro opravljeno, kar je cilj te faze.

Zagotavljanje optimalnega obsega kadrovskih virov temelji na natančnem planiranju kadrov in prilagajanju planov poslovnim zahtevam (Bernik, 2017, 2018). Poleg pridobivanja kadrovskih virov to vključuje tudi obvladovanje fluktuacije in razvoj programov za zadržanje ključnih zaposlenih. Za obvladovanje fluktuacije je potrebno razviti kadrovske plane, ki omogočajo takojšnje ukrepanje ob morebitnem neravnovesju. Nasledstveno planiranje je prav tako pomemben vidik zagotavljanja kadrovskih virov in preprečevanja izgube znanja ali kritičnih kadrov, saj določa potencialne vodje in ključne zaposlene, ki bodo v prihodnosti prevzeli strateške vloge v organizaciji (Černe in Kaše, 2023).

S pomočjo kadrovske analitike in ekspertnih sistemov (pogosto v okviru KIS-a) ter drugih orodij, ki temeljijo na UI in strojnem učenju, lahko organizacije identificirajo kritična področja planiranja kadrov (Bernik, 2017, 2018), optimizirajo notranje

kadrovske vire in učinkoviteje planirajo upravljanje z njihovim presežkom ali primanjkljajem (Singh et al., 2022). McKinsey (2022) priložnosti naprednih sistemov UI za določanje pristopov in aktivnosti managementa kadrovskih virov pri planiranju vidi predvsem v algoritmih za optimizacijo, ki pri oblikovanju kratkoročnih planov pomagajo uskladiti potrebe organizacije z delovno zakonodajo in razpoložljivostjo zaposlenih, ter v avtomatizaciji, ki lahko pospeši analizo in olajša interpretacijo informacij za dolgoročno in srednjeročno planiranje.

UI omogoča bolj sistematičen in podatkovno podprt pristop k oblikovanju planov, saj z naprednimi metodami analitike, strojnega učenja in obdelave naravnega jezika lahko pomaga pri izbiri najboljših planov, njihovem izvajanju in prilagajanju. Inteligentni sistemi za podporo odločanju (temeljijo npr. na odločitvenih drevesih, grupiranju) pomagajo pri strukturiranih odločitvah, kjer je treba upoštevati veliko dejavnikov (atributov), a so kriteriji izbire (parametri, pravila) jasni (npr. razporejanje, alokacija zaposlenih, delovnega časa) (Feng, 2022).

Sistemi UI v orodjih poslovne inteligence (angl. *Business Intelligence Systems*) uporabljajo strojno učenje za spremljanje zaposlenih (stanje – število, kompetence, razpoložljivost, delovna obremenitev) in uskladijo plane za zaposlovanje, odpuščanje ali proaktivno zadrževanje s poslovnimi cilji (Tamang et al., 2021). UI in strojno učenje omogočata tudi lažje spremljanje stanja v zvezi z izvrševanjem planov ter evalvacijo njihovega uspeha, primerjave alternativnih scenarijev pri odločanju med različnimi možnimi plani (prek simulacij) in hitrejša prilagajanje planov v realnem času (na podlagi novih podatkov), optimizirano za situacijo in potrebe (Deloitte, 2019; McKinsey, 2022; Fomude et al., 2023; Anuradha in Rani, 2024).

Z uporabo metod strojnega učenja in sistemov za obdelavo naravnega jezika (NLP) lahko organizacije analizirajo tisoče povratnih informacij zaposlenih in identificirajo ključne vzorce in dejavnike, ki vplivajo na zaposlene in njihovo delo (Liu in Zhang, 2012; Pang in Lee, 2008, v Strohmeier in Piazza, 2015). Strohmeier in Piazza (2015) opisujeta metode podatkovnega rudarjenja za zbiranje informacij, analizo tem, kategorizacijo, povzemanje in povezovanje vsebin. UI lahko analizira besedila iz anket, družbenih omrežij in internih komunikacijskih kanalov ter razvršča izražena mnenja in občutke kot pozitivne ali negativne (Aggarwal in Zhai, 2012; Jiang, 2012 in Sarawagi, 2008, v Strohmeier in Piazza, 2015). Na podoben način ponuja rešitve in odgovore tudi generativna UI (Zhadanov, 2024). S pomočjo UI organizacije

pridobijo boljše vpoglede v dinamiko kadrovskih virov in oblikujejo bolj specifične, ciljne plane za izboljšanje stanja (Ganatra, 2024).

5 Ravni planiranja kadrov in uporaba umetne inteligence

Biundo et al. (2003) so teoretično opredelili razliko med klasičnim oblikovanjem kadrovskih planov in konceptom 'inteligentnega' planiranja. Njihove predpostavke so bolj relevantne v kontekstu srednjeročnega in kratkoročnega planiranja, s ciljem oblikovanja konkretnega plana ali razporeda. Tehnologije inteligentnega planiranja in razporejanja se od tradicionalnih metod razlikujejo v uporabi znanja – različnih podatkov o organizaciji, delu, zaposlenih, njihovih lastnostih, odnosih, dejanjih, možnih stanjih in omejitvah. Inteligentni plani in razporedi temeljijo na bogatem naboru znanja (veliki količini podatkov). Postopek priprave takšnih planov se imenuje generiranje, njihova uporaba pa izvajanje. Uporaba znanja pri planiranju omogoča hitrejšo pripravo planov in razporedov, izdelavo bolj kakovostnih in pravih planov glede na različne kriterije, uporabnikom pa ponuja obsežne informacije o planih in interaktivno generiranje ter spremljanje izvajanja (uporabnik je lahko vključen, prilagaja plane v realnem času).

Integracija UI v planiranje kadrov ponuja raznolike priložnosti in pomembne prednosti na vseh treh ravneh planiranja kadrov. S sistemi UI (tako ekspertnimi sistemi kot naprednejšimi sistemi UI s strojnim učenjem) podprto (inteligentno) planiranje kadrov na treh ravneh vključuje:

- **inteligentno strateško planiranje**, ki vključuje širšo analizo stanja v organizaciji in v okolju, identifikacijo dolgoročnih trendov in tveganj, informirano, objektivno in natančno predvidevanje potreb in sprememb ter identifikacijo kritičnih področij planiranja kadrov – s ciljem opredelitve vizije na področju managementa kadrovskih virov in oblikovanjem proaktivne kadrovske strategije;
- **inteligentno taktično planiranje**, ki omogoča spremljanje stanja in analizo neravnovesij v številu zaposlenih ali njihovih kompetencah, predvidevanje teh neravnovesij v prihodnosti (na podlagi razumevanja vzorcev na področju fluktuacije in vzrokov zanjo, organizacijske dinamike – odnosov, klime, zadovoljstva, kompetenčnih vrzeli), optimizacijo managementa obstoječih kadrovskih virov in njihovega prilagajanja (vključno s planiranjem reševanja

- primanjkljaja ali presežka, oblikovanja timov za optimalno izvedbo projektov, obvladovanja delovne obremenitve, razvoja prek izobraževanj in usposabljanj, napredovanj, prenosa in upravljanja znanja v organizaciji, nasledstev, zadrževanja ključnih zaposlenih in razvoja ključnih talentov) in dinamično prilagajanje planov glede na poslovne cilje ter hitre odzive na spremembe in
- **inteligentno operativno planiranje**, ki omogoča avtomatizirano razporejanje zaposlenih (tj. delovnega časa, prostega časa, nalog, obremenitev) ter bolj optimalno in fleksibilno alokacijo kadrovskih virov.

V nadaljevanju so predstavljena ključna področja planiranja kadrov v okviru vsake ravni in možnosti uporabe UI za analizo stanja, predvidevanje in napovedovanje potreb ter oblikovanje planov na posamezni ravni.

5.1 Dolgoročno (strateško) planiranje kadrov

Namen dolgoročnega (strateškega) planiranja kadrov je oblikovanje strategije za usklajevanje kadrovskih virov s prihodnjimi potrebami organizacije in doseganje dolgoročnih poslovnih ciljev (Bechet, 2008). V okviru dolgoročnega planiranja je ključno, da se določijo kritična področja in smernice za k ciljem naravnani management kadrovskih virov (ciljno, sistematično pridobivanje, ohranjanje, spreminjanje kadrovskih virov), da organizacija v določenem času razpolaga s pravim številom zaposlenih in kompetencami (Bernik, 2018; Deloitte, 2019). To temelji na analizi in oceni obstoječih kadrovskih virov in strukture organiziranosti, notranjih in zunanjih trendov, predvidevanju sprememb, prepoznavanju vrzeli v kadrovskih virih (razumevanju trenutnega in ciljnega stanja – števila, kompetenc) in oblikovanju politik, ki usmerjajo ukrepe za uravnavanje primanjkljaja ali presežka (Normi, 2017).

Sodobni pristopi poudarjajo proaktivno strateško planiranje, ki temelji na podatkovni analitiki, dolgoročnih napovedih in vključevanju širokega spektra dejavnikov (Bernik, 2018; Parasa, 2023). UI prinaša pomembne izboljšave pri dolgoročnem planiranju, saj omogoča natančnejšo analizo podatkov, napovedovanje prihodnjih potreb (npr. po specifičnih kompetencah) s pomočjo orodij prediktivne analitike (Kaushal et al., 2023) in prilagajanje kadrovske strategije glede na pričakovane spremembe v okolju s pomočjo strojnega učenja (Yanamala, 2024; Bujold et al., 2024).

Sistemi UI prek strojnega učenja analizirajo notranje in zunanje dejavnike, vključno s fluktuacijo, pričakovanimi upokojitvami in spremembami v delovni zakonodaji, ter opozarjajo na možne izzive pri doseganju dolgoročnih ciljev (Vishwanath in Vaddepalli, 2023). Za prepoznavanje dolgoročnih vzorcev v zaposlovanju in razumevanje sprememb v organizaciji in okolju se npr. uporabljajo nevronske mreže (Strohmeier in Piazza, 2015; Kalaian et al., 2017), za ocenjevanje prihodnjih potreb po delovni sili z upoštevanjem zgodovinskih podatkov, tržnih trendov in makroekonomskih dejavnikov pa se lahko uporabljajo regresijski modeli (Alabi et al., 2024; Nwaimo et al., 2024; Kalaian et al., 2017). Takšne analize omogočajo organizacijam, da kadrovske strategije uskladijo tako s trenutnim stanjem kot s predvidenimi potrebami in spremembami.

UI omogoča zgodnje prepoznavanje tveganj, kot so pomanjkanje ključnih kadrov ali nepričakovane spremembe v povpraševanju (Fomude et al., 2023). Uporaba UI za modeliranje in simulacijo različnih scenarijev predstavlja priložnost za prilagodljivo dolgoročno planiranje kadrov. Organizacije lahko preučijo vpliv poslovne rasti, uvedbe novih tehnologij ali sprememb v delovni sili ali reorganizacij na prihodnje potrebe (Fomude et al., 2023; Parasa, 2023; Yanamala, 2024). Orodja UI omogočijo simulacijo učinkov različnih kadrovskih politik (npr. fleksibilne oblike zaposlovanja, razvoj internih talentov) ter prilagoditev strategij glede na spreminjajoče se tržne razmere (Powell in Meisel, 2020). To omogoča oceno tveganj, povezanih z izvajanjem različnih kadrovskih strategij, in dolgoročno napovedovanje vplivov zaposlitvenih ukrepov, s pomočjo UI pa lahko zato organizacije bolje obvladujejo negotovosti in sprejemajo bolj informirane odločitve (Vishwanath in Vaddepalli, 2023).

Napredni UI sistemi omogočajo avtomatizirano oblikovanje dolgoročnih kadrovskih planov, kar zmanjšuje administrativna bremena in povečuje natančnost odločitev (Olaniyan et al., 2019; McKinsey, 2022; Yanamala, 2024). Avtomatizirani sistemi lahko ustvarjajo scenarije za prerazporeditev virov, notranje mobilnosti in razvoj kadrov (Vishwanath in Vaddepalli, 2023). Metode iskanja optimalnih rešitev (npr. nevronske mreže) pomagajo preveriti različne možnosti ter določiti najverjetnejše rezultate (Xu et al., 2019). Generativna UI in veliki jezikovni modeli (LLM) se lahko uporabljajo za oblikovanje ciljno usmerjenih rešitev pri strateškem planiranju (Tsyganok et al., 2023; Zhadanov, 2024).

Analiza trendov, napovedovanje potreb in simulacija različnih scenarijev z UI omogočajo organizacijam, da zagotovijo ustrezne kadrovske vire za dolgoročno uspešno poslovanje. Z uvajanjem UI organizacije preidejo od reaktivnega k proaktivnemu dolgoročnemu planiranju kadrov in povečajo svojo prilagodljivost, konkurenčno prednost ter usklajenost kadrovske strategije s poslovnimi cilji (Yanamala, 2024; Parasa, 2023).

5.2 Srednjeročno (taktično) planiranje kadrov

Taktično planiranje kadrov se osredotoča na sprejemanje srednjeročnih odločitev, ki povezujejo dolgoročno strateško strategijo in politike s konkretnimi cilji in plani za izvedbo aktivnosti. Ključna naloga pri srednjeročnem planiranju je prilagajanje kadrovskih virov poslovnim potrebam v določenem planskem obdobju (običajno od enega do tri leta), s čimer se zagotovi ciljno izvajanje managementa kadrovskih virov, skladno tako z operativnimi potrebami organizacije kot strateško usmeritvijo (Bechet, 2008). Aktivnosti, predvidene v okviru srednjeročnega planiranja, uresničujejo dolgoročne (strateške) cilje na področju kadrovskih virov. Taktično planiranje vključuje oblikovanje in prilagajanje organizacijske strukture ter pridobivanje in razvoj kadrovskih virov, s ciljem njihove optimizacije (Lopes et al., 2015).

Na tej ravni je naloga kadrovske funkcije ali srednjega managementa oblikovanje akcijskih planov (npr. zaposlovanja ali odpuščanja, razvoja, izobraževanja in usposabljanja, napredovanja ...) in ukrepov za reorganizacijo in preoblikovanje ali oblikovanje novih oddelkov in delovnih mest (De Bruecker et al., 2014; Černe et al., 2023). To pomeni, da se v okviru srednjeročnega planiranja določajo specifični ukrepi za zagotavljanje optimalne sestave delovne sile glede na plan dela in kadrovski načrt – usklajen z dolgoročno kadrovsko strategijo – ter plani organizacije za določena obdobja (Lopes et al., 2015; Bernik, 2018; Kaše, 2023). Bistvo te ravni je planiranje zagotavljanja zadostnega števila in kompetenc zaposlenih za nemoteno delovanje organizacije (Li, 2021), skladno s kadrovskim načrtom in predvidenimi ukrepi.

Pri tem je pomembno natančno napovedovanje operativnih kadrovskih potreb za izvajanje dela, razvoj kompetenc zaposlenih glede na zahteve dela (skladno s planom dela) in sprotno prilagajanje (npr. obvladovanje fluktuacije, planiranje izobraževanj

in usposabljanj), kar omogoča odzivanje na spremembe v organizaciji in okolju za doseganje ciljev v obdobju od enega do treh let (Lopes et al., 2015; De Bruecker et al., 2014). Na tej ravni planiranja je ključen dokument kadrovski načrt, ki določa obseg in strukturo kadrovskih virov (število in lastnosti zaposlenih na delovnih mestih, v oddelkih) do tri leta v prihodnosti. Na osnovi kadrovskega načrta se določi specifične ukrepe za zagotavljanje optimalne sestave delovne sile, skladno s kadrovsko strategijo in širšimi poslovnimi plani organizacije (Bernik, 2018; Kaše, 2023).

UI lahko prispeva informacije za oblikovanje kakovostnega kadrovskega načrta in boljših srednjeročnih planov. Lahko se uporablja za analizo stanja ter predvidevanje in napovedovanje potreb in povpraševanja po kadrovskih virih in sprememb. Odločitve glede oblikovanja kadrovskega načrta so lahko podprte z orodji kadrovske analitike, sistemi UI za predvidevanje in napovedovanje, za podporo odločanju, avtomatizacijo, optimizacijo in primerjavo scenarijev (Tambe in Yakubovich, 2020; 2021; Parasa, 2023; Fomude et al., 2023; Kaushal et al., 2023; Vishwanath in Vaddepalli, 2023; Yanamala, 2024; Alabi et al., 2024 Anuradha in Rani, 2024).

Skladno s kadrovskim načrtom ali pogosto skladno z drugimi kadrovskimi plani je srednjeročna aktivnost tudi oblikovanje in optimizacija organizacije delovnih skupin. V dinamičnem delovnem okolju, kjer v agilnih organizacijah prevladuje projektno delo (Kaše, 2023), je del planiranja oblikovanje timov (Young in Hollander, 2019). To vključuje stalno prilagajanje sestave timov glede na poslovne potrebe in predoblikovanje strukture organiziranosti z notranjimi prerazporeditvami zaposlenih, skladno s planom dela in kadrovskim načrtom za določeno obdobje (Lopes et al., 2015).

Pri agilnih organizacijah, kjer zaposleni delujejo v več projektnih timih hkrati, je optimizacija sestave delovnih skupin ključnega pomena (Young in Hollander, 2019). Na podlagi UI analiz se lahko timi oblikujejo tako, da čim boljše ustrezajo specifičnim projektom, kar povečuje učinkovitost in zmanjšuje nepotrebne reorganizacije. Algoritmi za razporejanje zaposlenih – primerni so predvsem genetski in evolucijski algoritmi (Aickelin et al., 2020, v Strohmeier in Piazza, 2015) – upoštevajo kompetence, delovne obremenitve in razpoložljivost posameznikov, kar omogoča boljšo alokacijo kadrovskih virov (Kaše, 2023).

Srednjeročno planiranje zagotavlja, da so delovna mesta in kadrovski viri skladni s predvidenimi zahtevami in cilji v določenem časovnem obdobju in da so delovne naloge skladne z njihovimi kompetencami, kar omogoča optimalno izrabo kadrovskih virov (Kaše, 2023). Taktično planiranje v fazi analize stanja vključuje identifikacijo obstoječih kompetenc, v fazi analize potreb in povpraševanja pa napovedovanje in izhajajoč iz predvidenih potreb planiranje razvoja manjkajočih kompetenc prek ustreznih programov usposabljanja in izobraževanja (Varshney et al., 2014; Kaše, 2023), kar omogoča pravočasno prilagajanje kadrovskih virov zahtevam za doseganje ciljev.

UI se lahko uporablja pri prepoznavanju kompetenčnih vrzeli (Zirar et al., 2023). S strojnim učenjem podprta analiza kompetenc omogoča organizacijam, da v različnih situacijah ocenijo razpoložljive kadrovske vire in predvidijo prihodnje potrebe z upoštevanjem poslovnih planov (Chen, 2021). Sistemi strojnega učenja (npr. nevronske mreže in podporni vektorski stroji) omogočajo segmentacijo kadrov glede na njihove lastnosti in možne nadaljnje karijerne poti (Xu et al., 2019). Regresijski modeli omogočajo napovedovanje in predvidevanje morebitnih neskladij med razpoložljivimi in potrebnimi kompetencami zaposlenih (Kaushal et al., 2023), kar organizacijam omogoča planiranje izobraževanj in usposabljanj ter razvojnih programov za zapolnitev teh vrzeli (Parasa, 2023). Na podlagi zbranih podatkov lahko UI predlaga personalizirane učne poti za zaposlene (Zirar et al., 2023).

Z analizo kompetenc so prav tako lahko prepoznani talenti ter možnosti za razvoj in napredovanje (Chaturvedi, 2016). UI lahko organizacijam pomaga identificirati ključne zaposlene in optimizirati njihove karijerne poti (Parasa, 2023; Olaniyan et al., 2019), s čimer se izboljšuje notranja mobilnost in preprečuje izguba talentov (Chaturvedi, 2016). Nevronske mreže omogočajo analizo podatkov o zaposlenih in napovedovanje prehodov na različna delovna mesta prek modeliranja gibanja kadrov v organizaciji (Xu et al., 2019). Bayesove mreže se lahko uporabljajo za ocenjevanje verjetnosti uspešnosti posameznih zaposlenih na vodstvenih položajih in tako podpirajo odločitve o planiranju napredovanj (Kataoka et al., 2012). Genetski algoritmi so uporabni za optimizacijo procesov napredovanja in oblikovanje prilagojenih razvojnih planov za ključne zaposlene ali delovna mesta, glede na analizo talentov v organizaciji (Sharma in Garg, 2024). V primeru predvidenega odhoda zaposlenih UI pomaga pri oblikovanju nasledstvenih planov tako, da optimizira interne premike in karijerne poti (Huang et al., 2023; Gujold et al., 2024).

Uporaba algoritmov globokega učenja omogoča organizacijam, da identificirajo vzorce odhodov zaposlenih in napovedujejo stopnje fluktuacije. Nevronske mreže lahko analizirajo dejavnike, ki vplivajo na fluktuacijo, in organizacijam pomagajo prepoznati zaposlene, pri katerih obstaja večje tveganje za odhod, saj imajo sposobnost za napovedovanje kompleksnih vzorcev (Strohmeier in Piazza, 2015). Sexton et al. (2005), Zhao et al. (2018), Kang et al. (2021) in Avrahami et al. (2022) so raziskovali možnosti za uporabo nevronske mreže za napovedovanje odhodov in razumevanje dejavnikov, povezanih s fluktuacijo. Podporni vektorski stroji (SVM) omogočajo segmentacijo zaposlenih na podlagi njihovega vedenja in napovedovanje njihove verjetnosti odhoda (Yanamala, 2024). Razumevanje fluktuacije organizacijam omogoča razvoj ciljno usmerjenih ukrepov za izboljšanje delovnih pogojev in zadržanja ključnih talentov (Strohmeier in Piazza, 2015).

Besedilna analitika in analiza sentimenta (s pomočjo sistemov NLP, generativne UI) in podatkovno rudarjenje (prek obdelave besedil v bazah organizacije) omogočajo zaznavanje in klasifikacijo sentimentov v besedilih, zato se lahko uporabljajo za spremljanje organizacijske dinamike, prepoznavanje morebitnih težav, spremljanje klime, počutja in zadovoljstva zaposlenih (Strohmeier in Piazza, 2015; Ganatra, 2024). Tako lahko podjetja pravočasno sprejmejo ukrepe za izboljšanje delovnega okolja in preprečevanje odhoda ključnih talentov (Aqel in Vadera, 2010; Brindha in Santhi, 2012; Olaniyan et al., 2019; Ganatra, 2024).

Poleg analize podatkov in prispevanja informacij neposredno za planiranje so posredno za planiranje uporabne še druge vsebine, oblikovane s pomočjo orodij UI za management kadrovskih virov. UI npr. omogoča avtomatsko obdelavo življenjepisov in drugih zaposlitvenih dokumentov (Strohmeier in Piazza, 2015), s pomočjo analize besedil (sistemi NLP) pa lahko UI prepozna ključne informacije v dokumentih, kot so izkušnje kandidatov, njihova izobrazba in relevantne kompetence, ter jih integrira v kadrovske sisteme (Jiang, 2012; Sarawagi, 2008). Z upoštevanjem teh informacij je verjetno mogoče izboljšati natančnost planiranja zaposlovanja na podlagi zahtev delovnih mest in pridobivanja ustreznih kandidatov na podlagi podatkov o obstoječih zaposlenih.

Organizacije morajo biti sposobne tudi prilagoditi način izvajanja kadrovske strategije ob spremembah (npr. spremembe povpraševanja ali spremembe na trgu dela, v okolju, nove tehnologije ponujajo priložnost za digitalizacijo in lahko

zahtevajo spremembe srednjeročnih planov) (Young in Hollander, 2019). Scenarijsko planiranje omogoča testiranje različnih možnih situacij, modeliranje scenarijev s pomočjo simulacijskih modelov (npr. Bayesovih mrež) omogoča organizacijam, da preučijo vpliv različnih dejavnikov na kadrovske vire ali da simulirajo različne scenarije kadrovskih planov (npr. prihodnjega zaposlovanja ali odpuščanja, prestrukturiranja, napredovanja) in predvidijo njihove rezultate (Parasa, 2023). Prednost simulacij je v hitrem in kakovostnem prilagajanju planov in s tem večji fleksibilnosti organizacije, saj lahko UI prepozna in predlaga rešitve, ki jih ljudje ne bi (Yanamala, 2024).

5.3 Kratkoročno (operativno) planiranje kadrov

Kratkoročno (operativno) planiranje kadrov se osredotoča na planiranje za obdobje v bližnji prihodnosti, običajno od enega dneva, nekaj tednov ali mesecev do enega leta. Cilj planiranja na tej ravni je zagotoviti, da ima organizacija v vsakem trenutku na voljo ustrezno število zaposlenih s potrebnimi kompetencami, ob upoštevanju omejitev, kot so zakonodaja, pogodbeni pogoji, razpoložljivost zaposlenih in sezonska nihanja obsega dela (Kaše, 2023). Operativno planiranje vključuje pravočasno odzivanje na spremembe, kot so nepredvidene odsotnosti, povečano povpraševanje po storitvah ali izdelkih ter nujne reorganizacije dela, ter aktivnosti, kot so razporejanje delovnih ur, dodeljevanje nalog in planiranje nadomeščanj (Ernst et al., 2004; Van den Bergh et al., 2013). Na tej ravni je planiranje namenjeno organizaciji kadrovskih virov za tekoče izvajanje dela.

Pri tem je treba upoštevati razpoložljivost kadrovskih virov in situacijo, ki se pogosto spreminja zaradi odsotnosti ali nepredvidenih dogodkov. Fleksibilnost kratkoročnih planov je ključnega pomena (Vishwanath in Vaddepalli, 2023). Tradicionalni pristopi h kratkoročnemu planiranju (subjektivno, ročno planiranje) pogosto zahtevajo veliko časa in so podvrženi napakam, kar lahko vodi do slabe razporeditve kadrovskih virov in delovnega časa ter dodatnim stroškom (Makarius et al., 2020). UI spreminja področje kratkoročnega planiranja kadrov, saj omogoča hitrejše, natančnejše in fleksibilno zagotavljanje pravega števila in kompetenc kadrov na pravem mestu ob pravem času (McKinsey, 2022).

Prediktivna analitika se lahko uporablja za napovedovanje in obvladovanje odsotnosti z dela (npr. za predvidevanje obsega dela, planiranje dopustov) in nepredvidenih sprememb (npr. v primeru bolniške odsotnosti), kar pomaga pri planiranju delitve dela in nadomeščanj. Uporaba strojnega učenja v orodjih za prediktivno analitiko pa omogoča prepoznavanje skritih vzorcev v vedenju zaposlenih in predvidevanje verjetnosti, da bo določeni zaposleni odsoten v določenem obdobju (Anuradha in Rani, 2024). Takšne napovedi pomagajo organizacijam pravočasno zagotoviti nadomestitve in preprečiti motnje v delovnem procesu.

Ekspertni sistemi na osnovi baze znanja in pravil odločanja lahko predlagajo strukturirane pristope k dodelitvi kadrovskih virov pri razporejanju in planiranju projektnega dela. Takšna orodja so znana že desetletja in uporabljajo procesiranje na osnovi logike in kriterijev za podporo odločanju (Holsapple in Whinston, 1987). Orodja UI se uporabljajo za avtomatsko oblikovanje urnikov, predvsem ko na izbiro najboljšega plana vpliva veliko dejavnikov (Liu et al., 2021; Saini, 2023). Pri tem upoštevajo omejitve, kot so delovni čas (predvsem pri izmenski delitvi dela), razpoložljivost in kompetence zaposlenih ter zakonodajne zahteve, da izdelajo urnik v skladu z zahtevami (Strohmeier in Piazza, 2015). Napredne tehnologije za določitev alokacije kadrovskih virov zmanjšujejo možnost napak in zagotavljajo stabilnost delovnih procesov, s tem pa pa operativno učinkovitost (Paschen et al., 2020; Makarius et al., 2020; Jarrahi, 2018).

Za preučevanje sprememb v razporedih skozi čas in identifikacijo parametrov razporeditev kadrov, ki dosegajo najboljše rezultate, se uporabljajo nevronske mreže (Shi in Li, 2021). Nevronske mreže so primerne tudi za predvidevanje potreb po kadrih za krajša obdobja v hitro spremenljivih razmerah. Glede na zgodovinske podatke ocenijo ustreznost planov in razporedov v dinamičnem okolju, s tem da stalno prilagajajo svoje delovanje na podlagi novih informacij (Simeunovic et al., 2017).

Pomembno priložnost za kratkoročno planiranje med sistemi UI, ki temeljijo na strojnem učenju, predstavljajo tudi orodja za optimizacijo (Parasa, 2023; Liu et al., 2021). Ta lahko hitro obdelajo velike količine podatkov in ustvarijo s časom vse bolj kakovostne urnike (McKinsey, 2022; Hussain in Al-Turjman, 2023), optimizacija razporeditve kadrovskih virov pa zmanjša stroške nadur in njihovega neučinkovitega

izkoriščanja (Parasa, 2023). Bolj uravnoteženi urniki prav tako izboljšajo delovne pogoje in s tem povečajo zadovoljstvo zaposlenih (Chowdhury et al., 2022). Z uvajanjem UI organizacije preidejo od pogosto zamudnega ročnega planiranja k hitrejšemu, bolj objektivnemu in podatkovno podprtemu pristopu (McKinsey, 2022).

Sistemi UI za razporejanje kadrov, sposobni učenja in izboljševanja skozi čas s pomočjo novih podatkov, pogosto delujejo s pomočjo genetskih algoritmov. Genetski algoritmi generirajo (oblikujejo), primerjajo in kombinirajo prednosti alternativnih urnikov ter 'izberejo' optimalne rešitve. Prednost genetskih algoritmov, ki se z upoštevanjem kompleksnih, dinamičnih omejitev (npr. preferenc zaposlenih, obsega dela), ki se stalno prilagajajo in izboljšujejo na podlagi 'uspešnosti' prejšnjih generiranih rešitev, je optimizacija razporedov v različnih situacijah (Strohmeier in Piazza, 2015).

UI omogoča modeliranje različnih scenarijev glede na več možnih planov v situacijah, ko hitre spremembe povzročijo povečanje ali zmanjšanje obsega dela, in oceno njihovih vplivov na takojšnje potrebe po kadrovskih virih (Parasa, 2023; Yanamala, 2024). S pomočjo simulacij lahko organizacije preizkusijo različne možnosti kratkoročnih planov in razporedov ter izberejo najučinkovitejšo možnost (Vishwanath in Vaddepalli, 2023). To omogoča hitro prilagajanje planov in razporeda ter proaktivno obvladovanje operativnih potreb namesto počasnega reagiranja.

6 Zaključek

Planiranje kadrov je temeljni proces managementa kadrovskih virov, ki določa korake od trenutnega do ciljnega stanja. Na osnovi analize stanja in predvidevanja potreb po kadrovskih virih so rezultat planiranja po eni strani širše strategije, ki sledijo viziji organizacije, in po drugi strani zelo konkretni operativni plani, ki zagotavljajo, da so kadrovski viri usklajeni s poslovnimi plani in cilji. Uporaba UI pri planiranju kadrov prinaša številne prednosti, hkrati pa organizacije postavlja pred nove izzive, ki zahtevajo premišljeno implementacijo.

Podobno kot navigacijski sistemi analizirajo prometne razmere in ponujajo optimalne poti do cilja, ali kot algoritmi v spletnih trgovinah prepoznajo vzorce nakupovalnega vedenja ter personalizirajo priporočila, lahko UI ponudi podatkovno podprte, avtomatizirane rešitve, podporo odločanju, hitro razumevanje informacij in dostop do odgovorov ter optimizacijo pri planiranju kadrov. Inteligentno planiranje kadrov omogoča organizacijam kakovosten management kadrovskih virov, manjše tveganje za sprejemanje napačnih odločitev in večjo prilagodljivost v dinamičnem okolju, kar zagotavlja večjo konkurenčnost na dolgi rok.

UI omogoča hitro zbiranje in obdelavo podatkov, kar zmanjšuje časovno in mentalno obremenitev pri planiranju ter omogoča bolj pregledne in natančne analize informacij o kadrovskih virih. Organizacije lahko s pomočjo naprednih analitičnih metod prepoznajo kompleksne vzorce v podatkih (trende v organizaciji in okolju), s pomočjo prediktivne analitike predvidijo spremembe v potrebah in napovejo povpraševanje po kadrovskih virih ter s pomočjo modeliranja scenarijev ocenjujejo učinkovitost različnih kadrovskih strategij ter taktičnih in operativnih planov.

Z vključitvijo UI v KIS lahko organizacije spremljajo vzorce in spremembe, povezane s kadrovskimi viri, in sprejemajo bolj informirane, objektivne in pravočasne odločitve. Izven KIS-a različna kadrovska orodja z UI pomagajo prepoznati kompetenčne vrzeli, talente, vzorce fluktuacije ter z analizo sentimenta tudi dejavnike, ki vplivajo na rezultate dela, počutje in zadovoljstvo zaposlenih. UI je uporabna pri oblikovanju kadrovskih planov – od strateških do operativnih –, lahko predlaga rešitve za strukturiranje in prestrukturiranje organizacije, oblikuje plane kariernih poti in nasledstev, predlaga optimalno sestavo timov in projektnih skupin ter optimalen razpored kadrovskih virov. UI podpira informirano izbiro najbolj učinkovitih kadrovskih rešitev, kar omogoča ciljno planiranje in izboljšanje operativne učinkovitosti.

Kljub številnim prednostim pa obstajajo tudi izzivi, ki lahko upočasnijo ali otežijo uvajanje UI v proces planiranja kadrov. Za učinkovito delovanje UI so ključni kakovostni, ažurni in ustrezno strukturirani podatki. Velik izziv zato predstavlja razdrobljenost kadrovskih podatkov v različnih sistemih ter neskladnost in pomanjkljivost podatkov. 'Slabi' podatki lahko v obdelavi sistemov UI privedejo do napačnih rezultatov, zato je ob odločitvi za uporabo UI pri planiranju kadrov

pomembno, da organizacije uredijo tudi način upravljanja s podatki (Pereira, 2021; Kreutzer in Sirrenberg, 2021).

Še en izziv, povezan z uporabo UI, predstavlja faza implementacije, saj uvajanje UI v planiranje kadrov zahteva čas, naložbe v tehnologijo, usposabljanje in prilagoditev procesov (Eurofound, 2023). Prilagajanje sistemov UI specifičnim potrebam organizacije prav tako lahko zahteva veliko časa in dela (urejanje podatkov, razvoj ali učenje algoritmov), kar lahko predstavlja operativni in finančni izziv. Nenazadnje pa v organizacijah uporabo UI pri planiranju kadrov ovirata odpornost na spremembe in pomanjkanje kompetenc. Razumevanje UI postaja ena ključnih kompetenc, ki jih delodajalci iščejo na vseh področjih dela, vendar pa na trgu dela o tem na splošno ni dovolj znanja (Eurofound, 2023). To povzroča strah in odpor pred UI ter otežuje njeno učinkovito implementacijo (Brynjolfsson et al., 2021).

Pri uporabi UI je nujno zavedanje, da UI le dopolnjuje človeške sposobnosti in ne nadomešča ljudi (Eurofound, 2023). UI lahko izboljša objektivnost pri odločanju, vendar obstaja tveganje, da bi algoritmi reproducirali morebitne pristranskosti podatkov. Z vidika etike se organizacije pri uporabi UI v managementu kadrovskih virov soočajo z vprašanji, kako zagotoviti preglednost in pravičnost delovanja UI, ter vprašanji o odgovornosti za rezultate in odločitve (in njihove posledice za ljudi, organizacije), ki jih prispevajo sistemi UI (Bujold et al., 2024).

V postdigitalni dobi, kjer napredna digitalna orodja in UI postajajo ključni del vsakdanjega življenja in poslovanja organizacij, lahko izogibanje tehničnemu vidiku omejuje izkoriščanje priložnosti, ki jih prinašajo. Razvoj UI spreminja način, kako organizacije oblikujejo, prilagajajo in izvajajo kadrovske plane. Čeprav strokovnjaki in akademiki na kadrovskem področju ne razvijajo sistemov UI, je pomembno, da razumejo delovanje UI, njene zmožnosti in omejitve. Poznavanje različnih sistemov UI in priložnosti njihove uporabe je osnova za njihovo umestitev v delo kadrovske funkcije, prepoznavanje priložnosti in njihovih prednosti za reševanje težav, inovacije, izboljšave in dolgoročni napredek na tem področju.

Prispevek ponuja strokovni javnosti z organizacijskega in kadrovskega področja vpogled v mehanizme, s pomočjo katerih delujejo orodja UI, in načine uporabe sistemov UI pri planiranju kadrov. S tem prispeva nov most med bolj tehničnimi temami na področju računalništva in informatike ter družboslovnimi,

organizacijskimi in kadrovskimi temami. Da lahko programerji razvijejo sisteme UI, uporabne za planiranje kadrov, morajo kadroviki prepoznati za kaj in kako bi jih lahko uporabili ter kakšni so pogoji za njihovo učinkovito uporabo (Pereira et al., 2021). S povezovanjem teh dveh svetov bo v teoriji zagotovljen nadaljnji razvoj področja inteligentnega planiranja kadrov in širše inteligentnega managementa kadrovskih virov, v praksi pa lahko organizacije le s povezovanjem in razumevanjem obeh svetov izkoristijo celoten potencial UI in se uspešno soočajo z izzivi planiranja kadrov v prihodnosti.

Priznanje

ChatGPT 4o 3 mini high (OpenAI, 2025) je bil uporabljen pri razvrščanju sklopov vsebin iz pregledane literature po temah in pri urejanju besedila.

Viri in literatura

- Aggarwal, C. C. & Zhai, C. X. (2012). An introduction to text mining. V C. C. Aggarwal & C. X. Zhai (ur.), *Mining text data* (str. 1–10). Springer.
- Aickelin, U. & Dowsland, K. A. (2000). Exploiting problem structure in a genetic algorithm approach to a nurse rostering problem. *Journal of Scheduling*, 3(3), 139–153.
- Alabi, O. A., Ajayi, F. A., Udeh, C. A. & Efunniyi, C. P. (2024). Predictive analytics in human resources: Enhancing workforce planning and customer experience. *International Journal of Research and Scientific Innovation*.
- Allen, B. (2017). *Practical Workforce Planning for HR Professionals*. Gravitas Publishing.
- Allen, G. (2020). *Understanding AI technology: A concise, practical, and readable overview of artificial intelligence and machine learning technology designed for non-technical managers, officers, and executives*. Joint Artificial Intelligence Center (JAIC).
- Anuradha, M. & Rani, K. J. (2024). Predictive analytics in HR: Using AI to forecast employee turnover and improve succession planning. *Zibaldone Estudios Italianos*, 11(2), 157–173.
- Aqel, D. & Vadera, S. (2010). A framework for employee appraisals based on sentiment analysis. V *Proceedings of the 1st International Conference on Intelligent Semantic Web-Services and Applications*.
- Avrahami, D., Pessach, D., Singer, G. & Chalutz Ben-Gal, H. (2022). A human resources analytics and machine-learning examination of turnover: Implications for theory and practice. *International Journal of Manpower*, 43(6), 1405–1424.
- Bailey, D. E. & Barley, S. R. (2019). Beyond design and use: How scholars should study intelligent technologies. *Information and Organization*.
- Bechet, T. P. (2008). *Strategic staffing – A comprehensive system for effective workforce planning*. AMACON – American Management Association.
- Bernik, M. (2017). Strateško planiranje kadrov. V M. Bernik (ur.), *Kadrovski management v sodobni organizaciji* (str. 3–20). Univerzitetna založba Univerze v Mariboru.
- Bernik, M. (2018). Planiranje kadrov. V M. Ferjan (ur.), *Kadrovski management – Od industrijske revolucije do digitalizacije*. Univerzitetna založba Univerze v Mariboru.
- Bernik, M. & Fischer, J. (2020). Digitalization of human resource management with information technology usage. V I. Podbregar (ur.) *Zaposleni v digitalni dobi*. Univerzitetna založba Univerze v Mariboru.
- Biundo, S., Aylett, R., Beetz, M., Borrajo, D., Cesta, A., Grant, T., McCluskey, T. L., Milani, A. & Verfaillie, G. (2003). *Technological roadmap on AI planning and scheduling*. Computer Science.

- Blank, S. (n.d.). *Artificial intelligence / machine learning explained*. Gordian Knot Center for National Security Innovation, Stanford.
<https://gordianknot.stanford.edu/sites/g/files/sbiybj22971/files/media/file/Artificial%20Intelligence-Machine%20Learning%20Explained.pdf>
- Brynjolfsson, E., Mitchell, T. & Rock, D. (2021). What can machines learn and what does it mean for occupations and the economy? *AEA Papers and Proceedings*, 108, 43–47.
- Bujold, A., Roberge-Maltais, I., Parent-Rochelleau, X., Boasen, J., Sénécal, S. & Léger, P. M. (2023). Responsible artificial intelligence in human resources management: A review of the empirical literature. *AI and Ethics*, 1–16.
- Cayrat, C. & Boxall, P. (2022). Exploring the phenomenon of HR analytics: A study of challenges, risks, and impacts in 40 large companies. *Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance*, 9(4), 572–590.
- Chaturvedi, V. (2016). Talent analytics as an indispensable tool and an emerging facet of HR for organization building. *FIIB Business Review*, 5(3), 13–20.
- Chen, C.-C., Wei, C.-C., Chen, S.-H., Sun, L.-M. & Lin, H.-H. (2021). AI predicted competency model to maximize job performance. *Cybernetics and Systems*, 53(3), 298–317.
- Chowdhury, S., Dey, P. K., Joel-Edgar, S., Bhattacharya, S., Rodríguez-Espíndola, O., Abadie, A. & Truong, L. (2022). Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. *Human Resource Management Review*, 33(1), 100899.
- Černe, M., Mihelič, K. K. & Svetlik, I. (2023) Oblikovanje dela in dobro počutje sodelavcev. (str. 265–294) V Kohont, A. in Svetlik, I. (ur.) *Menedžment človeških virov*. Založba Univerze v Ljubljani, Ljubljana.
- Deloitte. (2019). *Global Human Capital Trends 2019: Leading the Social Enterprise—Reinvent with a Human*. Deloitte. https://www2.deloitte.com/content/dam/insights/us/articles/5136_HC-Trends-2019/DI_HC-Trends-2019.pdf.
- Dessler, G. (2020). *Human resource management* (16th global ed.) [eBook]. Pearson.
- Ernst, A. T., Jiang, H., Krishnamoorthy, M. & Sier, D. (2004). Staff scheduling and rostering: A review of applications, methods, and models. *European Journal of Operational Research*, 153(1), 3–27.
- Eurofound. (2023). *Artificial intelligence and the future of work: Attitudes and implications*. Eurofound.
- Feng, N. (2022). Human resource intelligent scheduling algorithm based on decision tree algorithm. V *Proceedings of the 2022 IEEE 2nd International Conference on Mobile Networks and Wireless Communications (ICMNCW)*, 1–4.
- Florjančič, J. (1994). *Planiranje kadrov*. Slovenija: Moderna organizacija.
- Florjančič, J., Ferjan, M. & Bernik, M. (1999). *Planiranje in razvoj kadrov*. Založba Moderna organizacija.
- Fomude, H., Yang, C., Agordzo, G. K., Serwah, A. V. & Abangbila, L. (2023). AI model to improve HR decision-making with machine learning predictions algorithm. V *Proceedings of the 2023 25th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)*, Vol. 4(1), 1–9.
- Ganatra, N. J. (2024). A research paper on how artificial intelligence changes the human resource activities inside the organization and provides significant improvement in workforce working environment for various day-to-day decision making along with their efficiency and their productivity. *Journal of Management Research and Analysis*. 11(3), 182–184.
- Helm, J. M., Swiergosz, A. M. & Haeblerle, H. S. (2020). Machine learning and artificial intelligence: Definitions, applications, and future directions. *Current Reviews in Musculoskeletal Medicine*, 13, 69–76.
- Holsapple, C. & Winston, A. (1987). Artificially intelligent decision support systems – Criteria for tool selection. V *Decision support systems: Theory and application* (str. 185–213).
- Huang, X., Yang, F., Zheng, J., Feng, C. & Zhang, L. (2023). Personalized human resource management via HR analytics and artificial intelligence: Theory and implications. *Asia Pacific Management Review*, 28(4), 598–610.

- Hussain, A. A. & Al-Turjman, F. (2023). IoMT-cloud task scheduling using AI. *CMES-Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 135(2), 1345–1369.
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586.
- Jiang, J. (2012). Information extraction from text. V C. C. Aggarwal & C. X. Zhai (ur.) *Mining text data*. (str. 11–41). Springer.
- Kalaian, S. A., Kasim, R. & Kasim, N. R. (2017). A conceptual and pragmatic review of regression analysis for predictive analytics. V N. A. Azli (ur.), *Handbook of research on data science and cybersecurity innovations* (str. 1761–1776). IGI Global.
- Kang, I. G., Croft, B. & Bichelmeyer, B. A. (2021). Predictors of turnover intention in U.S. Federal Government workforce: Machine learning evidence that perceived comprehensive HR practices predict turnover intention. *Public Personnel Management*, 50(4), 538–558.
- Kaše, R. (2023). Planiranje in zagotavljanje optimalnega obsega človeških virov. V A. Kohont & I. Svetlik (ur.), *Menedžment človeških virov* (str. 159–201). Založba Univerze v Ljubljani.
- Kaše, R. & Černe, M. (2023). Zadržanje in reševanje presežka sodelavcev. V A. Kohont & I. Svetlik (ur.), *Menedžment človeških virov* (str. 363–392). Založba Univerze v Ljubljani.
- Kataoka, T., Tanaka, K., Kanezashi, M. & Hasegawa, M. (2012). An information sharing method for skilled management operations based on Bayesian network inference. V *Proceedings of the International Conference on Knowledge Management and Information Sharing (KMIS)* (str. 257–260).
- Kaur, M. & Gandolfi, F. (2023). Intelligent human resource management (I-HRM) in the era of disruptions: A value creation model. *Empirical Economics Letters*, 22(1), 1–82.
- Kreutzer, R. T. & Sirrenberg, M. (2020). *Understanding artificial intelligence*. Berlin, Germany: Springer International Publishing.
- Li, X., Gao, L., Liang, M., Huang, Z. & Bi, W. (2018). A survey of artificial intelligence in scheduling under uncertainties. *Artificial Intelligence Review*, 52(3), 1729–1754.
- Liu, B. & Zhang, L. (2012). A survey of opinion mining and sentiment analysis. V C. C. Aggarwal & C. X. Zhai (ur.), *Mining text data* (str. 415–463). Springer.
- Liu, X., Yue, X., Chao, J. & Wang, Y. (2021). Design and simulation of medical human resource allocation model based on recurrent neural network. *Electronic Design Engineering*, 29(11), 39–43.
- Lopes, M. A., Almeida, Á. S. & Almada-Lobo, B. (2015). Handling healthcare workforce planning with care: Where do we stand? *Human Resources for Health*, 13, 38.
- Makarius, E. E., Mukherjee, D., Fox, J. M. & Fox, A. K. (2020). Rising with the machines: A sociotechnical framework for bringing artificial intelligence into the organization. *Journal of Business Research*, 120, 262–273.
- Martinez, R. (2018). Artificial intelligence: Distinguishing between types in definitions. *Nevada Law Journal*, 19, 1015.
- McKinsey (2022). Smart scheduling: How to solve workforce-planning challenges with AI. *McKinsey & Company*. <https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/smart-scheduling-how-to-solve-workforce-planningchallenges-with-ai>
- Možina, S. & Zupan, N. (2023). Strateški menedžment človeških virov. V A. Kohont & I. Svetlik (ur.), *Menedžment človeških virov*. Založba Univerze v Ljubljani.
- Mueller, J. P. & Massaron, L. (2021). *Artificial intelligence for dummies*. John Wiley & Sons.
- Normi, S. (2017). Strategic Human Resource Planning: Responding to Changes Dynamic Business Environment and Effective to Achieve Competitive Advantage. *Journal of Social Science Studies*, 4(2), 117–131.
- Nwaimo, C. S., Adegbola, A. E., Adegbola, M. D. & Adeusi, K. B. (2024). Forecasting HR expenses: A review of predictive analytics in financial planning for HR. *International Journal of Management & Entrepreneurship Research*.
- Olaniyan, O. P., Elufioye, O. A., Okonkwo, F. C., Udeh, C. A., Eleogu, T. F. & Olatoye, F. O. (2023). AI-driven talent analytics for strategic HR decision-making in the United States of America: A review. *International Journal of Management and Entrepreneurship Research*, 4(12), 607–622.

- Pang, B. & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2(1–2), 1–135.
- Parasa, S. K. (2023). Impact of AI on strategic workforce planning. *SSRN Electronic Journal*, 2(1), 1–3.
- Paschen, U., Pitt, C. & Kietzmann, J. (2020). Artificial intelligence: Building blocks and an innovation typology. *Business Horizons*, 63(2), 147–155.
- Pereira, V., Hadjilias, E., Christofi, M. & Vrontis, D. (2021). A systematic literature review on the impact of artificial intelligence on workplace outcomes: A multi-process perspective. *Human Resource Management Review*, 33(1), 100857.
- Petropoulos, F., Makridakis, S., Assimakopoulos, V. & Nikolopoulos, K. (2018). 'Horses for Courses' in demand forecasting. *European Journal of Operational Research*, 237(1), 152–163.
- Phillips, J. M. & Gully, S. M. (2009). *Staffing forecasting and planning*. Society for Human Resource Management (SHRM).
- Powell, W. & Meisel, S. (2020). Tutorial on Stochastic Optimization in Energy Part II: An Energy Storage Illustration. *IEEE Transactions on Power Systems*, 36(1), 19–36.
- Rattan, P., Penrice, D. D. & Simonetto, D. A. (2022). Artificial intelligence and machine learning: what you always wanted to know but were afraid to ask. *Gastro Hep Advances*, 1(1), 70–78.
- Safarishahrbiari, N. (2018). Workforce forecasting models: A systematic review. *Journal of Forecasting*, 37(7), 739–753.
- Saini, A. (2023). AI-intelligent automation in workforce management: Enhancing the hourly work experience. *Journal of Artificial Intelligence in Cloud Computing*, 2(3), 1–13.
- Sarawagi, S. (2008). Information extraction. *Foundations and Trends in Databases*, 1(3), 261–377.
- Sexton, R. S., McMurtrey, S., Michalopoulos, J. O. & Smith, A. M. (2005). Employee turnover: A neural network solution. *Computers & Operations Research*, 32(10), 2635–2651.
- Sharma, R. & Garg, P. (2024). HR analytics for talent acquisition: Leveraging genetic algorithms and neural networks. V *Proceedings of the 2024 2nd World Conference on Communication & Computing (WCONF)*.
- Shi, W. & Li, Q. (2021). Human resources balanced allocation method based on deep learning algorithm. *Scientific Programming*, 2021, 1–9.
- Simeunovic, N., Kamenko, I., Bugarski, V., Jovanović, M. & Lalic, B. (2017). Improving workforce scheduling using artificial neural networks model. *Advances in Production Engineering and Management*, 12(4), 337–352.
- Singh, R., Sharma, P., Foropon, C. & Belal, H. M. (2022). The role of big data and predictive analytics in employee retention: A resource-based view. *International Journal of Manpower*, 43(2), 411–447.
- Storey, J., Ulrich, D. & Wright, P. M. (2019). *Strategic human resource management: A research overview*. Routledge.
- Strelkova, O. (2017). *Three types of artificial intelligence*. <https://eztuir.ztu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/6479/142.pdf>
- Strohmeier, S. & Piazza, F. (2015). Artificial intelligence techniques in human resource management— A conceptual exploration. *Intelligent Techniques in Engineering Management: Theory and Applications*, 149–172.
- Su, C.-T. & Shiue, Y.-R. (2003). Intelligent scheduling controller for shop floor control systems: A hybrid genetic algorithm/decision tree learning approach. *International Journal of Production Research*, 41, 2619–2641.
- Svetlik, I. & Kaše, R. (2023). Izobraževanje in razvoj sodelavcev. V A. Kohont & I. Svetlik (ur.), *Menedžment človeških virov* (str. 337–362). Založba Univerze v Ljubljani.
- Tamang, M., Shukla, V., Anwar, S. & Punhani, R. (2021). Improving business intelligence through machine learning algorithms. V *Proceedings of the 2021 2nd International Conference on Intelligent Engineering and Management (ICIEEM)*, 63–68.
- Thakur, S. J. (2017). Jean Paul Isson and Jesse S. Harriott. People analytics in the era of big data: Changing the way you attract, acquire, develop, and retain talent. *Personnel Psychology*, 70(4), 929–930.
- Theobald, O. (2017). *Machine learning for absolute beginners*. <https://bmansoori.ir/book/Machine%20Learning%20For%20Absolute%20Beginners.pdf>
- Tsyganok, V., Khrolenko, Y., Tsyhanok, V., Patuk, S. & Trubitsyna, O. (2023). Strategic

- planning technology: Application aspects of artificial intelligence linguistic generative models. *International Conference on Information Technology and Interactions*.
- Ulferts, G., Wirtz, P. & Peterson, E. (2009). Strategic human resource planning in academia. *American Journal of Business Education*, 2(7).
- Van den Bergh, J., Beliën, J., De Bruecker, P., Demeulemeester, E. & De Boeck, L. (2013). Personnel scheduling: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 226(3), 367–385.
- Varshney, K. R., Chenthamarakshan, V., Fancher, S. W., Wang, J., Fang, D. & Mojsilović, A. (2014). Predicting employee expertise for talent management in the enterprise. V *Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, New York, USA.
- Vishwanath, B. & Vaddepalli, S. (2023). The future of work: Implications of artificial intelligence on HR practices. *Tuijin Jishu / Journal of Propulsion Technology*, 44(3), 1711–1724.
- Xu, H., Yu, Z., Yang, J., Xiong, H. & Zhu, H. (2019). Dynamic talent flow analysis with deep sequence prediction modeling. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 31(10), 1926–1939.
- Yanamala, K. K. R. (2024). Strategic implications of AI integration in workforce planning and talent forecasting. *Journal of Advanced Computing Systems*, 4(1), 1–9.
- Yin, J. G. S., Othman, M. & H. B. (2015). Strategic human resource planning. *International Journal of Accounting, Business and Management*, 1(1).
- Young, M. & Hollander, S. (2019). Looking back at strategic workforce planning – And peering ahead. *People in Strategy*, 42(4).
- Zhang, J. & Chen, Z. (2023). Exploring human resource management digital transformation in the digital age. *Journal of the Knowledge Economy*, 1–17.
- Zhao, Y., Hryniewicz, M. K., Cheng, F., Fu, B. & Zhu, X. (2018). Employee turnover prediction with machine learning: A reliable approach. *Intelligent Systems and Applications* (str. 737–758).
- Zhdanov, D. (2024). Influence of generative artificial intelligence on company operations. *Economics of Contemporary Russia*, (1), 89–102.
- Zirar, A., Ali, S. I. & Islam, N. (2023). Worker and workplace artificial intelligence (AI) coexistence: Emerging themes and research agenda. *Technovation*, 124, 102747.