

UNIVERZA V LJUBLJANI  
EKONOMSKA FAKULTETA

MAGISTRSKO DELO

**VPLIV ČETRTE INDUSTRIJSKE REVOLUCIJE IN UMETNE  
INTELIGENCE NA GOSPODARSTVO**

Ljubljana, november 2023

JURE DOBRAJC

## IZJAVA O AVTORSTVU

Podpisani Jure Dobrajc, študent Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, avtor predloženega dela z naslovom Vpliv četrte industrijske revolucije in umetne inteligence na gospodarstvo, pripravljene ga v sodelovanju s svetovalko red. prof. dr. Tjašo Redek

### IZJAVLJAM

1. da sem predloženo delo pripravil samostojno;
2. da je tiskana oblika predloženega dela istovetna njegovi elektronski obliki;
3. da je besedilo predloženega dela jezikovno korektno in tehnično pripravljeno v skladu z Navodili za izdelavo zaključnih nalog Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani, kar pomeni, da sem poskrbel, da so dela in mnenja drugih avtorjev oziroma avtoric, ki jih uporabljam oziroma navajam v besedilu, citirana oziroma povzeta v skladu z Navodili za izdelavo zaključnih nalog Ekonomske fakultete Univerze v Ljubljani;
4. da se zavedam, da je plagiatorstvo – predstavljanje tujih del (v pisni ali grafični obliki) kot mojih lastnih – kaznivo po Kazenskem zakoniku Republike Slovenije;
5. da se zavedam posledic, ki bi jih na osnovi predloženega dela dokazano plagiatorstvo lahko predstavljalo za moj status na Ekonomski fakulteti Univerze v Ljubljani v skladu z relevantnim pravilnikom;
6. da sem pridobil vsa potrebna dovoljenja za uporabo podatkov in avtorskih del v predloženem delu in jih v njem jasno označil;
7. da sem pri pripravi predloženega dela ravnal v skladu z etičnimi načeli in, kjer je to potrebno, za raziskavo pridobil soglasje etične komisije;
8. da soglašam, da se elektronska oblika predloženega dela uporabi za preverjanje podobnosti vsebine z drugimi deli s programsko opremo za preverjanje podobnosti vsebine, ki je povezana s študijskim informacijskim sistemom članice;
9. da na Univerzo v Ljubljani neodplačno, neizključno, prostorsko in časovno neomejeno prenašam pravico shranitve predloženega dela v elektronski obliki, pravico reproduciranja ter pravico dajanja predloženega dela na voljo javnosti na svetovnem spletu preko Repozitorija Univerze v Ljubljani;
10. da hkrati z objavo predloženega dela dovoljujem objavo svojih osebnih podatkov, ki so navedeni v njem in v tej izjavi.
11. da sem preveril verodostojnost informacij, ki izhajajo iz zapisov na podlagi uporabe orodij umetne inteligence.

V Ljubljani, dne 8. 11. 2023

Podpis študenta: \_\_\_\_\_

# KAZALO

<b>1</b>	<b>UVOD</b> .....	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>ČETRТА INDUSTRIJSKA REVOLUCIJA</b> .....	<b>3</b>
2.1	Dolgi valovi gospodarskega razvoja in zaporedne industrijske revolucije .....	3
2.2	Četrta industrijska revolucija.....	6
2.3	Tehnologije četrte industrijske revolucije .....	8
<b>3</b>	<b>UMETNA INTELIGENCA</b> .....	<b>10</b>
3.1	Oprelitev umetne inteligence .....	10
3.2	Pretekli razvoj umetne inteligence .....	11
3.3	Strojno učenje .....	13
3.4	Struktura umetne inteligence .....	14
3.5	Sodelovanje med človekom in umetno inteligenco.....	16
3.6	Pregled trenutnega stanja umetne inteligence .....	17
3.7	Umetna inteligenca kot tehnologija splošne rabe.....	20
3.8	Ključni izzivi za razvoj umetne inteligence v prihodnosti .....	21
<b>4</b>	<b>UMETNA INTELIGENCA V POSLOVNIH PROCESIH</b> .....	<b>24</b>
4.1	Proizvodnja.....	25
4.2	Človeški viri.....	26
4.3	Logistika .....	27
4.4	Storitve za stranke .....	27
4.5	Trženje .....	28
4.6	Stanje uporabe umetne inteligence v podjetjih .....	29
<b>5</b>	<b>UČINKI UMETNE INTELIGENCE NA GOSPODARSTVO</b> .....	<b>32</b>
5.1	Gospodarska rast .....	33
5.2	Struktura trga .....	34
5.3	Mednarodna menjava.....	35
5.4	Trg dela.....	36
5.5	Dohodkovna neenakost.....	38
5.6	Vplivi umetne inteligence na poslovanje podjetij .....	40
<b>6</b>	<b>PRIPOROČILA ZA EKONOMSKO POLITIKO IN REGULATIVO TER ZA POSLOVANJE PODJETIJ</b> .....	<b>43</b>
6.1	Obstoječe stanje regulative umetne inteligence .....	43

<b>6.2</b>	<b>Institucionalna ureditev .....</b>	<b>45</b>
<b>6.3</b>	<b>Urejanje trga dela ter politika izobraževanja in usposabljanja.....</b>	<b>46</b>
<b>6.4</b>	<b>Razdelitev dohodka in sistem socialne varnosti.....</b>	<b>47</b>
<b>6.5</b>	<b>Regulativa trga blaga in storitev .....</b>	<b>48</b>
<b>6.6</b>	<b>Politika mednarodne menjave.....</b>	<b>50</b>
<b>6.7</b>	<b>Poslovanje podjetij .....</b>	<b>51</b>
<b>7</b>	<b>SKLEP.....</b>	<b>57</b>
	<b>LITERATURA IN VIRI.....</b>	<b>59</b>

## **KAZALO TABEL**

Tabela 1:	Zaporedni valovi tehnoloških sprememb .....	5
Tabela 2:	Tehnološki gonilniki četrte industrijske revolucije s pripadajočimi tehnologijami.....	9
Tabela 3:	Definicije umetne inteligence, razvrščene v štiri kategorije .....	11
Tabela 4:	Razdelitev med UI in človeškim delom glede na lastnosti dejavnikov pri uporabi UI–sistemov .....	17
Tabela 5:	Največja podjetja na svetu in njihova izpostavljenost do UI .....	35
Tabela 6:	Pozitivni in negativni vidiki/učinki vplivov UI na gospodarstvo po področjih uporabe/vpliva.....	42
Tabela 7:	Primerni ukrepi ekonomske politike in regulative ter za poslovanje podjetij v dobi UI po področjih .....	56

## **KAZALO SLIK**

Slika 1:	Trije valovi sposobnosti UI v štirih dimenzijah.....	12
Slika 2:	Širši UI–sistem.....	15
Slika 3:	Število prostih delovnih mest in panožna razširjenost tehnologij v letih 2010 in 2019.....	21
Slika 4:	Delež podjetij po namenu uporabe UI–rešitev.....	30
Slika 5:	Delež podjetij v panogi po številu UI–tehnologij v uporabi.....	31
Slika 6:	Delež podjetij po velikosti in po številu UI–tehnologij v uporabi.....	31
Slika 7:	Delež podjetij po velikosti in po viru pridobitve UI–rešitev .....	32

## SEZNAM KRATIC

angl. – angleško

**AGI** – (angl. artificial general intelligence); splošno namenska umetna inteligenca

**ANI** – (angl. artificial narrow intelligence); ozka umetna inteligenca

**BDP** – bruto domači proizvod

**CPS** – (angl. cyber–physical systems); kibernetško–fizični sistemi

**CRISPR** – (angl. clustered regularly interspaced short palindromic repeats); sveženj redno prepletenih kratkih palindromnih ponovitev

**DARPA** – (angl. Defense Advanced Research Projects Agency); Agencija za napredne raziskovalne projekte

**EU** – Evropska unija

**HRM** – (angl. human resource management); management človeških virov

**GDPR** – (angl. General data protection regulation); Splošna uredba o varstvu podatkov

**IKT** – informacijsko–komunikacijska tehnologija

**IoT** – (angl. internet of things); internet stvari

**NpUI** – Nacionalni program spodbujanja razvoja in uporabe umetne inteligence v Republiki Sloveniji do leta 2025

**ROI** – (angl. return on investment); donosnost naložbe

**RPA** – (angl. robotic process automation); robotska avtomatizacija procesov

**TSR** – tehnologija splošne rabe

**UI** – umetna inteligenca

**UTD** – univerzalni temeljni dohodek

**ZDA** – Združene države Amerike



# 1 UVOD

Živimo v času velikih tehnoloških, gospodarskih in družbenih sprememb, s katerimi se radikalno spreminjata način poslovanja in naše življenje. Tehnološki napredek v zadnjem desetletju ni le postopno izboljševanje obstoječih tehnologij, temveč predstavlja določen prelom v smislu radikalnosti novih tehnologij. Faze takšnih tehnoloških sprememb so v ekonomski zgodovini poznane kot industrijske revolucije. Za vsako izmed njih je značilen sklop novih tehnoloških rešitev, ki omogoči preobrazbo celotnega gospodarstva in družbe. V središču sklopa novih tehnoloških rešitev je ena ali več tehnologij splošne rabe. V tej vlogi se pri današnjih tehnoloških spremembah vse bolj prepoznavata umetna inteligenca (angl. artificial intelligence – AI, v nadaljevanju UI). Razlogi za to so njena prikazana sposobnost pri vse kompleksnejših nalogah, naraščajoče število UI–rešitev v uporabi ter njena vse večja vpetost v naš vsakdan. Čeprav začetki UI kot raziskovalnega področja segajo že 80 let nazaj, smo v zadnjem desetletju priča njeni renesansi. Za to je zaslužna metoda strojnega učenja (angl. machine learning), zlasti z uporabo umetnih nevronske mreže oziroma globokega učenja (angl. deep learning). Vzpon strojnega učenja je omogočila eksponentna rast razpoložljivih podatkov, ki so potrebni za učenje teh UI–sistemov. UI bo preobrazila poslovne procese v vseh funkcijah poslovanja z nadgrajevanjem človeškega dela ter z avtomatizacijo opravil.

Kot vse predhodne industrijske revolucije in tehnologije bosta tudi četrta industrijska revolucija in umetna inteligenca za družbo in gospodarstvo imeli tako pozitivne kot tudi negativne učinke. Ker industrijska revolucija pomeni tehnološko preobrazbo gospodarstva, se v magistrskem delu osredotočam na učinke četrte industrijske revolucije in vplive UI na gospodarstvo. Element UI, ki bo imel močan vpliv na poslovanje podjetij, je strojno napovedovanje, zaradi katerega se bodo spremenila razmerja med proizvodnimi dejavniki ter zato tudi poslovni modeli podjetij.

Večina jurisdikcij je že prepoznala potrebo po novi zakonodaji na področju digitalnih storitev in UI, nekatere pa so jo tudi že sprejele. Država lahko s primernimi odzivi na spremembe zmanjša negativne učinke tehnološke tranzicije. Zaradi narave vpliva UI na gospodarstvo in drugih vzporednih trendov, zlasti demografskih, bo vloga države v četrti industrijski revoluciji izjemnega pomena. Odzivi obsegajo tako določene ukrepe ekonomske politike, kot so pravila na posameznih področjih gospodarstva in poslovanja, kakor tudi korenitejše razvojne politike, kot je prenova institucij države. Vzporeden vpliv UI na podjetja bo prav tako zahteval primerne odzive v smislu prenove poslovanja ter poslovnih strategij. Pri tem bodo ključne zlasti odločitve glede načina in hitrosti uvedbe UI v poslovanje.

Magistrsko delo se ukvarja z vprašanjem, kako bosta četrta industrijska revolucija in natančneje umetna inteligenca vplivali na gospodarstvo v naslednjih 30 letih.

Cilji magistrskega dela so:

- analizirati četrto industrijsko revolucijo in vlogo UI,
- analizirati razvoj in stanje UI,
- analizirati uporabo UI v poslovnih procesih,
- analizirati predviden vpliv UI na gospodarstvo,
- določiti priporočila za ekonomsko politiko in regulativo,
- določiti priporočila za poslovanje podjetij v dobi četrte industrijske revolucije, s poudarkom na UI.

Namen magistrskega dela je na podlagi analize predvidenega vpliva četrte industrijske revolucije in zlasti umetne inteligence na poslovne procese ter posledično na gospodarstvo določiti priporočila za izboljšanje ekonomske politike in regulative ter poslovanja podjetij.

V magistrskem delu bom analiziral predvidene učinke, ki jih bosta četrta industrijska revolucija in UI imeli na gospodarstvo, ter določil priporočila za ekonomsko politiko in regulativo ter za poslovne odločitve podjetij v dobi UI. Iz tega sledi temeljno raziskovalno vprašanje dela, ki je: »Kako bosta četrta industrijska revolucija in UI vplivali na poslovne procese ter kakšen bo njun vpliv na gospodarstvo?«

V povezavi s temeljnim raziskovalnim vprašanjem bom v delu raziskal naslednja raziskovalna podvprašanja:

- Ali tehnološke in druge vzporedne spremembe, ki so v teku, kažejo na nastop nove, tj. četrte industrijske revolucije?
- Kateri so dejavniki in ovire prehoda UI v tehnologijo splošne rabe?
- Kako bo UI preobrazila poslovne procese v podjetjih?
- Kako bo UI preobrazila gospodarstvo?
- Kakšni bosta primerna ekonomska politika in regulativa v dobi UI?
- Kako lahko podjetja izboljšajo uspešnost poslovanja v dobi četrte industrijske revolucije in UI?

Metodologija magistrskega dela je kvalitativna. Uporabil bom metodo zbiranja, proučevanja in sinteze relevantnih primarnih in sekundarnih virov. Z deskriptivno metodo bom nato opredelil četrto industrijsko revolucijo, stanje in razvoj UI, njun vpliv na gospodarstvo in na podjetja ter podal priporočila za ekonomsko politiko in regulativo ter za poslovanje podjetij.

Magistrsko delo je razdeljeno na pet poglavij. V drugem poglavju bom opredelil četrto industrijsko revolucijo in tehnologije, ki jih ta zajema. V tretjem bom opredelil UI, podal pregled njenega dosedanjega razvoja in trenutnega stanja ter opredelil ključne izzive za razvoj UI v prihodnosti. V četrtem poglavju bom opredelil in pojasnil učinke UI na poslovne procese, pri katerih je pričakovana njen največji vpliv. V petem poglavju bom opredelil vpliv



UI na gospodarstvo in na podjetja, v šestem pa podal priporočila za ekonomsko politiko in regulativo ter za poslovanje podjetij v dobi UI.

Magistrsko delo dopolnjuje obstoječo literaturo predvsem z njenim združevanjem in nadgradnjo. Delo vsebuje nekaj omejitev. Vpliv UI na gospodarstvo bo različen v posameznih panogah in državah. Zaradi vsebinske omejitve bom lahko obravnaval le relativno univerzalne vplive in ukrepe, ki pa jih ni mogoče posplošiti zaradi specifičnosti posameznih panog in držav. Pri prikazovanju stanja in trendov uporabljam javno dostopne sekundarne vire podatkov, zato nimam vpliva na njihovo razpoložljivost in zanesljivost.

## **2 ČETRТА INDUSTRIJSKA REVOLUCIJA**

V tem poglavju bom najprej s konceptualnega in zgodovinskega vidika opredelil industrijske revolucije in njihove značilnosti. Nato bom tehnološke, gospodarske in družbene spremembe, ki so danes v teku, obravnaval v konceptualnem okviru industrijskih revolucij. Namen poglavja je proučiti, ali je te spremembe mogoče prepoznati kot novo, tj. četrto industrijsko revolucijo. V drugem delu poglavja bom natančneje opredelil tehnologije četrte industrijske revolucije.

### **2.1 Dolgi valovi gospodarskega razvoja in zaporedne industrijske revolucije**

Gospodarski razvoj se odvija v sočasnih ciklih različnega trajanja. Dolgi cikli oziroma faze gospodarskega razvoja, ki trajajo okrog pol stoletja, so poznani kot »Kondratievi valovi« in so imenovani po ruskem ekonomistu Nikolaju Kondratievu, ki je v dvajsetih letih prejšnjega stoletja v svojih delih prvi predstavil ta pojav. Freeman in Soete (1997, str. 18–20) razlagata, da je večina takratnih ekonomistov tudi takšne cikle pojasnjevala z gibanji ekonomskih spremenljivk, kot so cene, obrestne mere in menjalni tokovi. Za razliko od njih je avstrijski ekonomist Joseph Schumpeter kot glavni vzrok teh dolgoročnih fluktuacij prepoznal tehnološke inovacije. Vsak poslovni cikel je videl kot edinstven, ker vsebuje raznolike inovacije in druge zgodovinske dogodke. Te cikle je označil za zaporedne industrijske revolucije, ki kvalitativno preobrazijo gospodarstva (Freeman in Soete, 1997, str. 18–20).

Dolgoročni gospodarski razvoj zaradi tehnoloških inovacij ni konstanten in enakomeren, temveč so zanj značilne diskontinuitete oziroma revolucije. Freeman in Soete (1997, str. 18–20) opisujeta zgodovino industrijskih revolucij, ki se je pričela v drugi polovici 18. stoletja v tekstilni industriji v Veliki Britaniji. Mehanizacija, ki jo je poganjala vodna energija, je bila takrat nova tehnologija, ki je omogočila ta proces. V 19. stoletju je parna energija omogočila mehanizacijo tudi drugih industrij in razvoj železniške infrastrukture. Ti dve tehnološki preobrazbi gospodarstva predstavljata prvo industrijsko revolucijo in prva dva Kondratieva valova. Električna energija, jeklo in kemična industrija ob koncu 19. stoletja so ustvarili pogoje za tretji Kondratiev val in drugo industrijsko revolucijo. V tem obdobju nastanejo industrijski oddelki raziskav in razvoja kot ključna institucija inoviranja. Četrta

Kondratiev val zaznamuje dobo transporta na osnovi motorja z notranjim izgorevanjem in masovne proizvodnje ter nato z vzponom elektronike nastop tretje industrijske (digitalne) revolucije. V petem Kondratievem valu je difuzija tehnologij digitalne revolucije omogočila vzpon informacijske družbe z osebnim računalnikom kot njenim osrednjim dejavnikom. Digitalna revolucija je omogočila vzpostavitev pogojev za šesti Kondratiev val in četrto industrijsko revolucijo, ki s spajanjem mnogih tehnologij zabrisuje meje med digitalno, fizično in biološko sfero (Schwab, 2017). Kibernetsko–fizični sistemi (angl. cyber–physical systems – CPS) z UI so revolucionarni sklop novih tehnoloških rešitev četrte industrijske revolucije (Grinin in Grinin, 2014).

Ali današnje tehnološke spremembe kažejo na nastop nove industrijske revolucije in ne le na novo fazo digitalne revolucije, je vprašanje zlasti o definiciji oziroma razmejitvi revolucionarnih tehnologij. Grinin in Grinin (2014) proces proizvodne revolucije razdeljujeta na tri faze. V prvi, začetni inovativni fazi se pojavijo nove tehnologije in nov revolucionarni proizvodni sektor. Druga faza je faza modernizacije, ki je dolgo obdobje difuzije novih tehnologij in na njih temelječega proizvodnega principa. S tem so ustvarjeni pogoji za tretjo, končno inovativno fazo, v kateri nove tehnologije pridobijo karakteristike zrelosti in nov proizvodni princip doseže svoj vrh. Začetna, znanstvena in informacijska faza današnje proizvodne revolucije je po tej teoriji tekla že od petdesetih do devetdesetih let 20. stoletja, ko so se pojavili bistveni dosežki v elektronskih komponentah in informacijsko–komunikacijski tehnologiji (v nadaljevanju IKT). Končna inovativna faza se bo pričela v tridesetih ali štiridesetih letih 21. stoletja in bo trajala približno do leta 2060 ali 2070. Avtorja četrte, pete in šeste Kondratiev val umeščata v tri značilne faze proizvodne revolucije, ki jo imenujeta »kibernetska revolucija«. Pojem četrte industrijske revolucije vsekakor uporabljam za označitev tehnoloških sprememb, ki so danes v teku. Določitev jasne ločnice med industrijskimi revolucijami je težavnejša, ker vse revolucionarne tehnologije gradijo na prejšnjem tehnološkem razvoju, za vse industrijske revolucije pa je značilno prekrivanje posameznih faz. Kljub temu menim, da so današnje spremembe dovolj radikalne in imajo različne lastnosti, da so vredne ločene obravnave.

Tabela 1 prikazuje zamisel dolgih valov, ki temeljijo na zaporednih tehnoloških revolucijah. Značilnosti tehnološke infrastrukture v tabeli 1 temeljijo na široki difuziji inovacij. Freeman in Soete (1997, str. 20–22) pojasnjujeta, da predhodno zorenje slednjih navadno traja več desetletij, s soodvisnostjo tehnoloških, gospodarskih in družbenih sprememb ter tudi samih različnih inovacij. Vsaka tehnološka revolucija temelji na svežnju inovacij, izmed katerih nekatere vsebujejo velike spremembe (radikalne inovacije), druge pa mnogo manjših izboljšav (postopne inovacije). Difuzija mnogih inovacij, temelječih na novi infrastrukturi, je bistvena za radikalno preobrazbo gospodarstva in posledično dolgoročno gospodarsko rast. Prve inovacije nove tehnološke infrastrukture se pojavijo že v predhodnem Kondratievem valu ali celo še prej (Freeman in Soete, 1997, str. 20–22). Kondratievi valovi v tabeli 1 so tako združljivi tudi s fazami proizvodnih revolucij Grinina in Grinina (2014).

Tabela 1: Zaporedni valovi tehnoloških sprememb

Dolgi valovi/cikli			Glavne značilnosti dominantne infrastrukture				
K. val	IR	Okvirno obdobje	Sklop novih tehnoloških rešitev	Vodilni makro sektor	Transport in komunikacija	Energetski sistemi	Univerzalni in dostopni ključni dejavniki
1.	1.	1780–1840	Tovarniška proizvodnja v tekstilni industriji	Tovarniška (potrošniška) industrija	Kanali, kočijaške poti	Vodna energija	Bombaž
2.	1.	1840–1890	Parna energija in železnica	Rudarska industrija in primarna težka industrija in transport	Železnica (železo), telegraf	Parna energija	Premog, železo
3.	2.	1890–1940	Elektrika, jeklo in kemična industrija	Sekundarna težka industrija in strojno inženirstvo	Železnica (jeklo), telefon	Elektrika	Jeklo
4.	3.	1940–1990	Masovna avtomobilska proizvodnja in sintetični materiali, elektronika	Splošne storitve	Avtoceste, letalstvo, radio in televizija	Nafta	Nafta, plastika
5.	3.	1990–2030	Mikroelektronika, osebni računalniki, internet	Visoko kvalificirane storitve	Internet	Plin/nafta	Mikroelektronika
6.	4.	2030–2070	Kibernetsko-fizični sistemi, UI, genetski inženiring	Individualizirana proizvodnja in storitve	Avtonomna vozila, obogatena in navidezna resničnost	Obnovljivi viri energije	Računalništvo v oblaku, masovni podatki, 3D-tiskanje

Vir: Prirejeno po Freeman in Soete (1997, str. 19) in Grinin in Grinin (2014, str. 363).

Sklop novih tehnoloških rešitev omogoči difuzija radikalnih inovacij, ki postanejo tehnologije splošne rabe (angl. general purpose technology, v nadaljevanju TSR). Bresnahan (2010) slednjo opredeljuje s tremi bistvenimi značilnostmi: (1) njena uporaba je razširjena, (2) ima možnosti za nadaljnje tehnološke izboljšave ter (3) omogoča inovacije v panogah uporabe. (2) in (3) sta inovacijska komplementa, ki hkrati povečujeta donos inovacij tako za TSR kot za panoge uporabe. Razlaga, da je hitrost difuzije nove TSR odvisna zlasti od njene uporabne vrednosti v primerjavi s prejšnjimi tehnologijami, ki je ne določa le tehnična zmogljivost tehnologije, ampak tudi specifičnosti njenih komplementov. Prav tako je izboljševanje prejšnjih tehnologij še vedno v teku, ko se pojavi nova TSR. Slednja lahko tudi pospeši to izboljševanje oziroma lahko s prejšnjimi tehnologijami tvori dinamično

komplementarnost. Visoki stroški in zamiki pri invencijah v panogah uporabe lahko upočasnijo difuzijo kljub hitremu tehničnemu napredku TSR. Te invencije so lahko utelešene (angl. embodied), kot sta proizvod ali storitev, ali pa neutelešene (angl. disembodied), kot je znanje. Po izkušnjah najpomembnejših treh TSR do sedaj (parna energija, elektrika, računalnik) ima difuzija TSR značilno krivuljo v obliki črke S. Sprva je počasna, nato z uporabo v velikem številu panog uporabe pospeši, slednjič pa trči ob zakon padajočega mejnega donosa (angl. law of diminishing returns).

Značilnosti šestega Kondratievega vala oziroma četrte industrijske revolucije, navedene v tabeli 1, so zaradi nepredvidljive narave zlasti radikalnih inovacij z vzporednimi spreminjajočimi se gospodarskimi, družbenimi in političnimi okoliščinami ter drugimi zgodovinskimi dogodki izjemno negotove. O njih je mogoče sklepati na podlagi današnjih tehnologij, ki so v procesu difuzije. Tehnologije s potencialno visoko uporabno vrednostjo, kot sta kvantno računalništvo in fuzijska energija, ki so še v začetni, inovativni fazi, bi ob uspešni uvedbi imele izjemno močne učinke na gospodarstvo. Mogoče je, da bo difuzija teh tehnologij zaradi njihove visoke uporabne vrednosti hitrejša.

Napovedovanje prihodnjega tehnološkega razvoja otežujejo predvsem sekundarni in terciarni učinki novih tehnologij, ki nato povzročijo številne nove inovacije. Na primer, posledice difuzije avtonomnih vozil niso omejene le na preobrazbo transporta in avtomobilske industrije, ampak tudi na najrazličnejše inovacije, vezane na individualizacijo prevoza brez voznika, ki nato vodijo v celotno reorganizacijo urbanega okolja (Stone in drugi, 2016, str. 18), kar sproži nov val inovacij. Sklopi novih tehnoloških rešitev so kot t. i. črni labodi Nassima Nicholasa Taleba (2007) – so nepredvidljivi, imajo ogromen vpliv ter so aposteriorno razložljivi kot manj naključni in predvidljivejši, kot so dejansko bili a priori. Konceptualno takšne procese v kompleksnih sistemih še najbolje opisuje teorija kaosa, katerega bistvena značilnost je negotovost prihodnjih stanj. Po drugi strani pa tudi sama predvidevanja soustvarjajo prihodnost (Bavec in drugi, 2019, str. 41–42). Akterji, predvsem države in podjetja, preko predvidevanj in oblikovanja scenarijev oblikujejo strategije ter usmerjajo razvojne politike in investicije v razvoj določenih tehnologij oziroma v prilagoditve tem tehnologijam. Zato sem napovedi in scenarije relevantnih akterjev prav tako upošteval pri oblikovanju značilnosti in predvidenih vplivov četrte industrijske revolucije.

Šesti Kondratiev val v tabeli 1 je torej lahko orisan zgolj v relativno omejenem časovnem obzorju oziroma v kontekstu tretje faze kibernetike revolucije Grinina in Grinina (2014). Tehnologije četrte gradijo na inovacijah tretje industrijske revolucije, vključno z UI, ter so še v procesu difuzije, kar bo omogočilo vzpostavitev sklopa novih tehnoloških rešitev – avtonomnih kibernetiko–fizičnih sistemov.

## **2.2 Četrta industrijska revolucija**

Pojem četrte industrijske revolucije je pogosto enačen s konceptom Industrija 4.0 (nemšč. Industrie 4.0), ki je naziv platforme nemške federativne vlade s ciljem povečanja

konkurenčnosti nemškega gospodarstva v dobi tehnologij četrte industrijske revolucije. V svojem zaključnem poročilu delovna skupina Industrie 4.0 Industrijo 4.0 opredeljuje tako (Kagermann in drugi, 2013, str. 5):

*»V prihodnosti bodo podjetja vzpostavila globalna omrežja, ki bodo vključevala njihovo mehanizacijo, skladiščne sisteme in proizvodne obrate v obliki kibernetско–fizičnih sistemov. Te sisteme v proizvodnem okolju sestavljajo pametni stroji, shranjevalni sistemi in proizvodni obrati, sposobni samodejne izmenjave informacij, sprožitve dejanj in neodvisnega lastnega upravljanja. To omogoča bistvene izboljšave industrijskih procesov v proizvodnji, inženiringu, uporabi materialov in managementu dobavnih verig in življenjskih ciklov.«*

Čeprav je Industrija 4.0 le del četrte industrijske revolucije, ki se nanaša na proizvodnjo, zgornja definicija primerno oriše način delovanja nove tehnološke infrastrukture. Četrta industrijska revolucija, kot jo obravnavam v tem delu, je zbirni pojem, ki zajema celotno gospodarstvo in družbo, ki temelji na tej infrastrukturi.

Avtonomni kibernetско–fizični sistemi bodo povzročili preobrazbo poslovanja in potrošnje. Kibernetско–fizični sistemi so *»integracija računalniških, mrežnih in fizičnih procesov«* (Berkeley, brez datuma). S povratnimi zankami v celoto združujejo fizične naprave, ljudi in programsko opremo ne glede na njihovo geografsko lokacijo. UI bo omogočila avtonomno delovanje takšnih sistemov. Uporabnikom potrošniških in poslovnih UI–rešitev ni potrebno poznavanje notranjega delovanja UI–sistema, ko ta na primer predlaga naslednji produkt ali vzdrževanje naprave. UI–sistemi so že nepogrešljiv element v ozadju interakcij v digitalni, postopoma pa bodo to postali tudi v fizični sferi. S samodejnim prilagajanjem na lastnosti in cilje uporabnikov UI omogoča individualizirane proizvode in storitve v praktično neomejenem obsegu. Z difuzijo 3D–tiskanja to ne bo veljalo le za digitalne, temveč tudi za fizične produkte.

Integracija avtonomnih sistemov v kibernetско–fizičnem prostoru bo omogočila sklop novih tehnoloških rešitev, ki bo spremenil delovanje gospodarstva in družbe. Grinin in Grinin (2014, str. 366–368) sta kot sklop novih tehnoloških rešitev četrte industrijske revolucije oziroma končne faze kibernetске revolucije identificirala samoregulativne sisteme. Čeprav priznavata, da številni samoregulativni sistemi, kot so roboti in programska oprema, že obstajajo, v četrta industrijski revoluciji pričakujeta močno povečanje njihovega števila, kompleksnosti in sposobnosti avtonomnega delovanja ter s tem vpliva na življenje ljudi. S širjenjem delovanja na spektru nadzora bodo ti sistemi prevzemali opravljanje vse večjega števila človeških opravil ter nadgrajevali ljudi. Optimizacijo, individualizacijo, miniaturizacijo in sintezo naravnih materialov prepoznavata kot trende, ki bodo ustvarili množico inovacij na področjih takšnih sistemov. Začetni tehnološki preboj napovedujeta v panogi zdravstva zaradi splošnih znanstvenih in tehnoloških dosežkov v njej ter njenega visokega tržnega potenciala. Nadaljujeta, da bo končna faza kibernetске revolucije

omogočena zlasti z razvojem na področjih medicine, bio- in nanotehnologij, robotike, IKT ter kognitivnih znanosti.

Sveženj novih inovacij mora vsebovati dovolj radikalne inovacije, da lahko omogoči preobrazbo gospodarstva. Poleg avtonomnih kibernetiko-fizičnih sistemov bo četrta industrijska revolucija zajemala tudi druge tehnološke značilnosti. Nove tehnologije nam omogočajo naraščajoče število koristnih uporab, zlasti v obliki potrošniških produktov, ki predvsem zaradi UI postajajo vse bolj individualizirani. Inovacije na področju biotehnologije omogočajo spreminjanje bioloških organizmov, vključno s človeškimi. Slednje omogoča povsem nove rešitve v zdravstvu, spreminja pa tudi naravo in pomen samega življenja. Difuzija avtonomnih vozil bo povzročila spremembo celotne prometne infrastrukture in logistike. Z brisanjem meja med fizičnim in digitalnim bodo svetovi v obogateni in navidezni resničnosti spremenili obliko in naravo medsebojne komunikacije ter interakcije posameznika z okoljem. Z naraščajočo potrebo po energiji in hkratnim pritiskom po razbremenitvi okolja obnovljivi viri postajajo ključen vir energije, kar zahteva preobrazbo celotne energetske infrastrukture. Masovni podatki (angl. big data) so pri strojnem učenju gorivo UI-sistemov, računalništvo v oblaku (angl. cloud computing) pa omogoča prilagodljiv dostop do informacijskih virov, vključno z UI-algoritmi, ter s tem zmanjšuje ovire za poslovanje. 3D-tiskanje omogoča cenovno dostopno proizvodnjo individualiziranih fizičnih proizvodov, kar bo preobrazilo način proizvodnje, ki je trenutno še usmerjen k proizvodnji večjih serij izdelkov.

Kot sem že omenil, so poleg tehnoloških sprememb pogoj za nastop industrijskih revolucij tudi vzporedni edinstveni gospodarski, politični, družbeni in drugi dejavniki. McAfee in Brynjolfsson (2017) sta prepoznala tri glavne trende, ki omogočajo četrto industrijsko revolucijo, ki jo avtorja označujeta za drugo strojno dobo. Prvi je hitro rastoča in ekspanzivna kapaciteta strojne opreme. Drugi je pojav velikih in vplivnih mladih podjetij – platform, ki učinkujejo izjemno moteče na obstoječa podjetja. Pojav množice (angl. crowd), razpršene po vsem svetu in dosegljive na spletu, je tretji trend. Ti trendi omogočajo široko in globoko digitalizacijo družbe in gospodarstva. Epidemija Covid-19 je slednjo dodatno pospešila. Zaradi omejevanja okužb so se delo, izobraževanje in aktivnosti v prostem času pretežno izvajali na daljavo. Pričakovana je vsaj delna ohranitev takšnega načina življenja in posledično hitrejšega razvoja trendov četrte industrijske revolucije tudi po epidemiji. Ni izključen niti scenarij pogostejšega pojavljanja epidemij ali podobnih nepredvidljivih šokov v prihodnosti, kar bo zahtevalo nadaljnje prilagoditve gospodarstva in družbe, to pa bo dodatno pospešilo tehnološki razvoj.

### **2.3 Tehnologije četrte industrijske revolucije**

Vsaka industrijska revolucija zajema sveženj tehnologij, ki tvorijo novo tehnološko infrastrukturo. Razvoji digitalnih, strojnih in bioloških tehnologij so trije temeljni tehnološki gonilniki, ki z novimi preboji in s spajanjem med seboj tvorijo osnovo četrte industrijske

revolucije (Li in drugi, 2017, str. 627). V tabeli 2 so navedene tehnologije četrte industrijske revolucije po posameznih področjih.

*Tabela 2: Tehnološki gonilniki četrte industrijske revolucije s pripadajočimi tehnologijami*

<b>Tehnološki gonilniki</b>	<b>Tehnologije</b>
Digitalni	Internet stvari Masovni podatki Računalništvo v oblaku Digitalne platforme Veriga blokov (angl. blockchain) Obogatena in navidezna resničnost UI
Strojni	Avtonomna vozila 3D–tiskanje Robotika Inženiring materialov in nanotehnika Shranjevanje energije Vesoljna tehnologija Kvantno računalništvo Fuzijska energija
Biološki	Genetski inženiring Nevrotehnologija

*Vir: Prirejeno po Li in drugi (2017, str. 627).*

Število naročnin s pametnimi telefoni je v letu 2021 preseglo 6 milijard (Statista, 2023a), kar predstavlja 80 % penetracijo svetovnega prebivalstva, skupno število povezanih naprav t. i. interneta stvari (angl. internet of things, v nadaljevanju IoT) pa je istega leta doseglo že 11,3 milijarde (Statista, 2023b). Večina globalne populacije je tako z univerzalnimi napravami stalno povezana med seboj in z okoljem, ne glede na geografsko lokacijo. Statista (2023c) ocenjuje, da je bilo leta 2020 globalno ustvarjenih, zajetih, kopiranih in porabljenih 64,2 zeta bajtov podatkov, kar je 32–krat več kot leta 2010, do leta 2025 pa naj bi ta količina preseгла 180 zeta bajtov. Podatki so gorivo umetni inteligenci in postajajo ključna konkurenčna prednost v vseh industrijah. V zadnjem desetletju se je kot samostojno strokovno področje vzpela podatkovna znanost (angl. data science), ki združuje znanja in tehnike statistike, analitike masovnih podatkov, programiranja ter specifičnih področnih znanj.

Sistemi umetne inteligence so že premagali svetovne prvake v raznolikih igrah, tudi tako kompleksnih, kot so Go, Poker in Starcraft. Letna rast vloženih UI–patentov v obdobju 2015–2021 je v povprečju znašala kar 76,9 % letno (Zhang in drugi, 2022, str. 36). Do leta 2021 je 56 % podjetij od sodelujočih v raziskavi McKinsey & Company (2021) o stanju UI to uvedlo v vsaj eno funkcijo poslovanja, dve tretjini pa jih namerava v naslednjih treh letih povečevati naložbe v UI. Zasebne naložbe v UI so v letu 2015 znašale globalno 9 milijard USD, v letu 2021 pa že kar 94 milijard USD (Zhang in drugi, 2022, str. 151). 64 % visoko

UI-sposobnih in 44 % ostalih podjetij uporablja storitve računalništva v oblaku (McKinsey & Company, 2021, str. 7), ki omogočajo širok dostop do programskih orodij, vključno z UI, glede na potrebe poslovanja. Visoko UI-sposobna podjetja v tej raziskavi so podjetja, ki vsaj 20 % dobička iz poslovanja pripisujejo uporabi UI.

Genetski inženiring bo omogočil revolucionarne rešitve v biološki sferi, zlasti v zdravstvu. Do sedaj je identificiranih že več kot 7000 genetskih bolezni (Johns Hopkins University, 2022). Mnoge izmed teh so ozdravljive oziroma preprečljive s tehnikami genetskega inženiringa, tehnika svežnja redno prepletenih kratkih palindromnih ponovitev (angl. clustered regularly interspaced short palindromic repeats – CRISPR) pa je pomemben korak k uresničitvi tovrstnega načina zdravljenja (Gyngell, 2017). Slednje odpira tudi možnosti za biološko nadgrajevanje človeških lastnosti in sposobnosti.

V zgodnji fazi razvoja so že nekatere potencialne revolucionarne tehnologije, zlasti kvantno računalništvo in fuzijska energija, katerih difuzija še ni pričakovana v proučevanem časovnem obdobju. Zaradi nepredvidljive narave tehnoloških inovacij in visokih investicij v njihov razvoj obstaja verjetnost nagle pospešitve razvoja teh tehnologij. Ob uspešni uvedbi bi vsaka izmed obeh navedenih tehnologij imela izjemno močne učinke na gospodarstvo.

V tem poglavju sem predstavil značilnosti industrijskih revolucij in posebej četrte industrijske revolucije. Prikazal sem, da so današnje tehnološke spremembe dovolj radikalne, da lahko preobrazijo gospodarstvo in družbo. Na preobrazbo se bom osredotočil v drugem delu magistrskega dela, ko bom opredelil vpliv četrte industrijske revolucije na gospodarstvo. UI bo predvideno osrednja tehnologija četrte industrijske revolucije, zato se bom v nadaljevanju osredotočil predvsem na njene učinke, najprej pa bom v naslednjem poglavju podrobneje predstavil tehnologijo UI.

### **3 UMETNA INTELIGENCA**

V tem poglavju bom najprej opredelil UI in opisal njen pretekli razvoj. Nato se bom osredotočil na pristop racionalnih agentov in na strojno učenje, ki je danes dominantna metoda UI. Nadaljeval bom z opredelitvijo oblike in načinov uporab UI-sistemov ter njihovega trenutnega stanja. Ugotavljal bom, ali je UI že mogoče prepoznati kot tehnologijo splošne rabe. Poglavje bom zaključil z opredelitvijo ključnih izzivov za prihodnji razvoj UI, ki hkrati predstavljajo ovire, da ta postane tehnologija splošne rabe.

#### **3.1 Opredelitev umetne inteligence**

Definicija UI je odvisna od vidika njenega proučevanja. V tabeli 3 je navedenih nekaj definicij UI, razvrščenih v štiri kategorije dimenzij proučevanja. Slednje so: miselni procesi in sklepanje (zgornja kvadranta), delovanje (spodnja kvadranta), merilo uspešnosti glede na



podobnost s človeškimi sposobnostmi (leva kvadranta) ter merilo uspešnosti glede na racionalnost (desna kvadranta) (Russell in Norvig, 2016, str. 1).

*Tabela 3: Definicije umetne inteligence, razvrščene v štiri kategorije*

<p><b>Razmišljanje po človeško (pristop kognitivnega modeliranja)</b></p> <p>»Navdušujoče novo prizadevanje narediti računalnike, da razmišljajo ... <i>stroji z umi</i>, v polnem in dobesednem smislu« (Haugeland, 1985).</p> <p>»(Avtomatizacija) dejavnosti, ki jih povezujemo s človeškim razmišljanjem, kot so odločanje, reševanje nalog, učenje ...« (Bellman, 1978).</p>	<p><b>Racionalno razmišljanje (pristop zakonov misli)</b></p> <p>»Proučevanje mentalnih sposobnosti s pomočjo računskih modelov« (Charniak in McDermott, 1985).</p> <p>»Proučevanje izračunov, ki omogočajo zaznavanje, sklepanje ter ukrepanje« (Winston, 1992).</p>
<p><b>Delovanje po človeško (pristop Turingovega testa)</b></p> <p>»Umetnost ustvarjanja strojev, ki izvajajo takšne funkcije, ki zahtevajo inteligenco, kadar so izvedene od ljudi« (Kurzweil, 1990).</p> <p>»Proučevanje, kako narediti računalnike sposobne izvajanja nalog, pri katerih so ljudje trenutno boljši« (Rich in Knight, 1991).</p>	<p><b>Racionalno delovanje (pristop racionalnih agentov)</b></p> <p>»Računalniška inteligenca je proučevanje načrtovanja inteligentnih agentov« (Poole, Mackworth in Goebel, 1998).</p> <p>»UI zadeva inteligentno vedenje v človeških stvaritvah« (Nilsson, 1998).</p>

*Vir: Prirejeno po Russell in Norvig (2016, str. 2).*

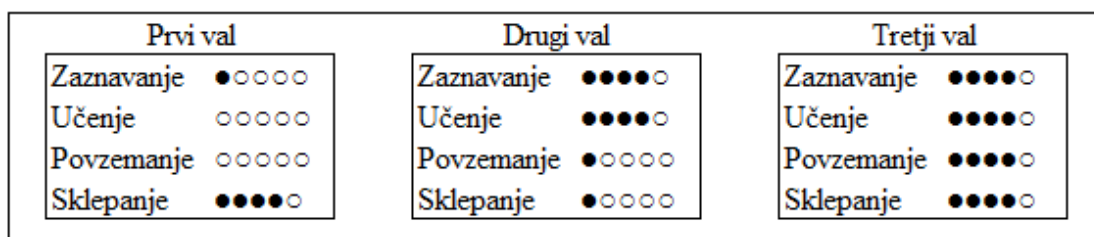
Za namen opredelitve UI je iz različnih definicij koristno izluščiti skupno jedro. Nilsson (2010, str. Xiii) predlaga enotno definicijo UI: »*Umetna inteligenca je aktivnost, namenjena izdelavi inteligentnih strojev, inteligenca pa je lastnost, ki omogoča entiteti primerno delovanje s predvidevanjem v svojem okolju.*« Stone in drugi (2016, str. 12–13) razlagajo, da se vsi primeri inteligence nahajajo na večdimenzionalnem spektru obsega, hitrosti, avtonomije in splošnosti. Podobnost z vsestranskostjo človeške inteligence je zato po njihovem mnenju neprimerno merilo napredka UI. Dodajajo, da je pomembna značilnost UI tudi, da z razvojem novih rešitev premika sama merila inteligence. Sam privzemam pristop racionalnih agentov, ki se usmerja na inteligentno delovanje, ne glede na to, ali je podobno človeškemu.

### **3.2 Pretekli razvoj umetne inteligence**

Evolucija UI–sistemov se skozi čas odvija neenakomerno na različnih dimenzijah sposobnosti. Razlog za to tiči zlasti v osredotočenosti raziskovanja in zmožnosti strojne opreme. Ameriška Agencija za napredne raziskovalne projekte (angl. Defense advanced research projects agency, v nadaljevanju DARPA) (2017) razvoj UI orisuje s tremi valovi.

V prvem valu so bili UI–sistemi s predhodnim strokovnim znanjem sposobni sklepanja pri ozko definiranih nalogah, vendar brez učnih sposobnosti ter s šibko sposobnostjo obvladovanja negotovosti. V drugem, valu statističnega učenja, inženirji konstruirajo statistične modele za specifična področja nalog in jih nato učijo na masovnih podatkih. Čeprav to omogoča sofisticirane klasifikacijske in napovedne sposobnosti teh UI–sistemov, imajo slednji pomanjkljivost v odsotnosti zaznave konteksta in šibki sposobnosti sklepanja. V prihodnjem, tretjem valu, bodo UI–sistemi morali biti sposobni prilagajanja v kontekstu, za kar bo potrebna konstrukcija razlagalnih modelov za razrede naravnih pojavov. Spektri sposobnosti UI–sistemov treh valov so prikazani v štirih dimenzijah (zaznavanje, učenje, povzemanje in sklepanje) na sliki 1.

Slika 1: Trije valovi sposobnosti UI v štirih dimenzijah



Vir: Prirejeno po DARPA (2017).

Z raziskovanjem so se oblikovala naslednja tradicionalna področja UI (Stone in drugi, 2016, str. 52):

- *Iskanje in planiranje* (angl. search and planning) delujeta po principu ciljno usmerjenega delovanja (primer je šahovski program Deep Blue).
- *Predstavitev znanja in sklepanje* (angl. knowledge representation and reasoning) se ukvarjata s strukturiranjem informacij in definiranjem pravil za njihovo uporabo (primer je program za odgovarjanje na splošna vprašanja Watson, ki je zmagal na kvizu Jeopardy!).
- *Strojno učenje* omogoča samodejno izboljševanje algoritmov z učenjem na podatkih (primeri so priporočilni sistemi, prepoznavanje govora in prepoznavanje goljufij).
- Področje večagentnih sistemov (angl. multi–agent systems) proučuje interakcijo med več vzajemno delujočimi inteligentnimi agenti (primera sta spletni trgi in transportni sistemi).
- *Robotika* se ukvarja s dizajnom in razvijanjem utelešenih UI–sistemov ter z njihovim delovanjem v fizičnem okolju, v zadnjih desetletjih s poudarkom na interakciji z ljudmi.
- *Strojno zaznavanje* (angl. machine perception) obsega obdelavo naravnega jezika in računalniški vid, ki sta najbolj proučevani temi tega področja. To področje je močno povezano z robotiko.
- Druga z rastjo interneta povezana področja, kot sta *analiza družbenih omrežij* (angl. social network analysis), ki proučuje dinamiko družbenih struktur, ter *množičenje* (angl. crowdsourcing), ki združuje inteligenco mnogih ljudi pri iskanju rešitev.

Stone in drugi (2016, str. 52) dodajajo, da je za zahtevnejše rešitve potrebno povezovanje znanj med posameznimi področji, je pa specializacija po slednjih omogočila globlji tehnični razvoj. V nadaljevanju se usmerjam na strojno učenje, ki je danes dominantno področje UI in zaslužno za njen ponovni vzpon v zadnjih letih.

### 3.3 Strojno učenje

Čeprav so zgodnji algoritmi strojnega učenja prisotni že od šestdesetih let 20. stoletja, je v zadnjem desetletju zaradi povečanja računalniške moči in eksponentne rasti razpoložljivih podatkov ta tehnika zaslužno za današnji vzpon UI. Pri strojnem učenju se računalnik uči iz primerov v obliki podatkov s ciljem izboljšanja uspešnosti pri določeni nalogi (Russell in Norvig, 2022, str. 669). Ker so podatki v osnovi le številke, to omogoča uporabo pri vsem, kar je mogoče izraziti v digitalni obliki, na primer meritvah, besedilih, zvoku, slikah itd.

Agrawal in drugi (2018) pri primerjavi strojnega učenja s tradicionalnimi statističnimi metodami, kot je na primer regresijska analiza, izpostavljajo, da čeprav prvo dopušča sistematično pristranost napovedi (angl. bias), mu vključevanje večjega števila dejavnikov in njihovih medsebojnih vplivov omogoča višjo stopnjo natančnosti. Dodajajo tudi, da strojno učenje ne zahteva predhodno postavljene hipoteze in specifikacije modela.

Različne pristope strojnega učenja je najpreprosteje prikazati na spektru človeškega prispevka pri učenju UI-sistema. Russell in Norvig (2022) tri tipe strojnega učenja razdeljujeta glede na povratno informacijo pri vходу. Pri *nadzorovanem učenju* (angl. supervised learning) so učenim primerom vnaprej dodeljene označbe (angl. labels) in podane sistemu kot vrednosti vhodov (atributov) in izhodov. Sistem nato na teh primerih išče funkcijo (hipotezo), ki je najboljši približek neznan (resnični) funkciji. Izdelava torej model, ki napoveduje označbe novih primerov. Vrsta problema se razlikuje glede na obliko izhodne spremenljivke. Če je ta zvezna, gre za regresijski problem, če je diskretna oziroma kategorična, pa za klasifikacijski problem (Russell in Norvig, 2022, str. 671). Primer prvega je višina prodaje, drugega pa ali stranka opravi nakup.

*Nenadzorovano učenje* (angl. unsupervised learning) je samostojno učenje vzorcev v neoznačenih podatkih. Ker sistem nima predstave o izhodu, se ta tip učenja najpogosteje uporablja za iskanje vzorcev v podatkih ter zlasti za njihovo razvrščanje v skupine oziroma gručenje (angl. clustering) (Russell in Norvig, 2022, str. 671). Primer uporabe je segmentacija strank pri trženju. Ta pristop je uporaben tudi zato, ker označeni podatki niso vedno razpoložljivi.

Umetne nevronske mreže so računalniški sistemi, ki poskušajo računsko posnemati delovanje možganov bioloških organizmov. Pristop nevronske mreže, razporejenih v več (skritih) slojev, je poznan kot *globoko učenje*. Za uspešnost učenja sistema nevronske mreže je ključna ekstrakcija atributov (angl. feature extraction), ki iz podatkov oziroma primerov izlušči bistvene informacije. Sistem najprej izvede ekstrakcijo enostavnih ter nato z

dodatnimi skritimi sloji vse bolj abstraktnih atributov. V praksi lahko imajo arhitekture nevronske mreže nekaj sto slojev in več milijonov prilagoditev uteži na iteracijo (Coursera, brez datuma). Temeljna lastnost nevronske mreže je teorem univerzalnosti (angl. universal approximation theorem), po katerem za vsako zvezno funkcijo obstaja nevronska mreža, ki poda približek te funkcije na vsako natančnost (Russell in Norvig, 2022, str. 803). Eksponentna rast razpoložljivih podatkov, strojna podpora, množica zbirk orodij in uporabnosti so najpomembnejši dejavniki, da je strojno učenje v zadnjih letih dominantna tehnika UI. Globoko učenje se trenutno najpogosteje uporablja pri obdelavi naravnega jezika in razpoznavi slik.

*Spodbujevalno učenje* (angl. reinforcement learning) se, s predhodno postavljeno zaželenostjo dejanj, na spektru nahaja med zgornjima pristopoma. Je učenje sistema na povratnih informacijah iz zaporedja nagrad in kazni glede na izvedeno dejanje, pri čemer agent sam razvija ustrezne strategije reševanja nalog (Russell in Norvig, 2022, str. 671). Ta pristop je na primer uporaben pri avtomatiziranem trženju, pri katerem UI-sistem sam išče najučinkovitejše načine za povečanje prodaje. Sposobnost nevronske mreže za predstavitev okolja v kombinaciji s sposobnostjo spodbujevalnega učenja za delovanje v okolju se združuje v *globoko spodbujevalno učenje* (angl. deep reinforcement learning) (Russell in Norvig, 2022, str. 835). Slednje je izjemno obetavno podpodročje UI, saj v primerjavi z drugimi UI-pristopi še najbolj celovito izpolnjuje definicije in merila inteligence. Računalniški program AlphaGo, ki je leta 2016 premagal svetovnega prvaka v igri go, v izhodišču poseduje ekspertno bazo podatkov in se uči iz preteklih iger ljudi z uporabo metode globokega spodbujevalnega učenja (Silver in drugi, 2016). Njegov naslednik, AlphaZero, ki je leto kasneje nadvladal svojega predhodnika tako v igri go kot tudi v klasičnem in japonskem šahu, ne poseduje predhodnega znanja, razen pravil igre (Russell in Norvig, 2022, str. 224).

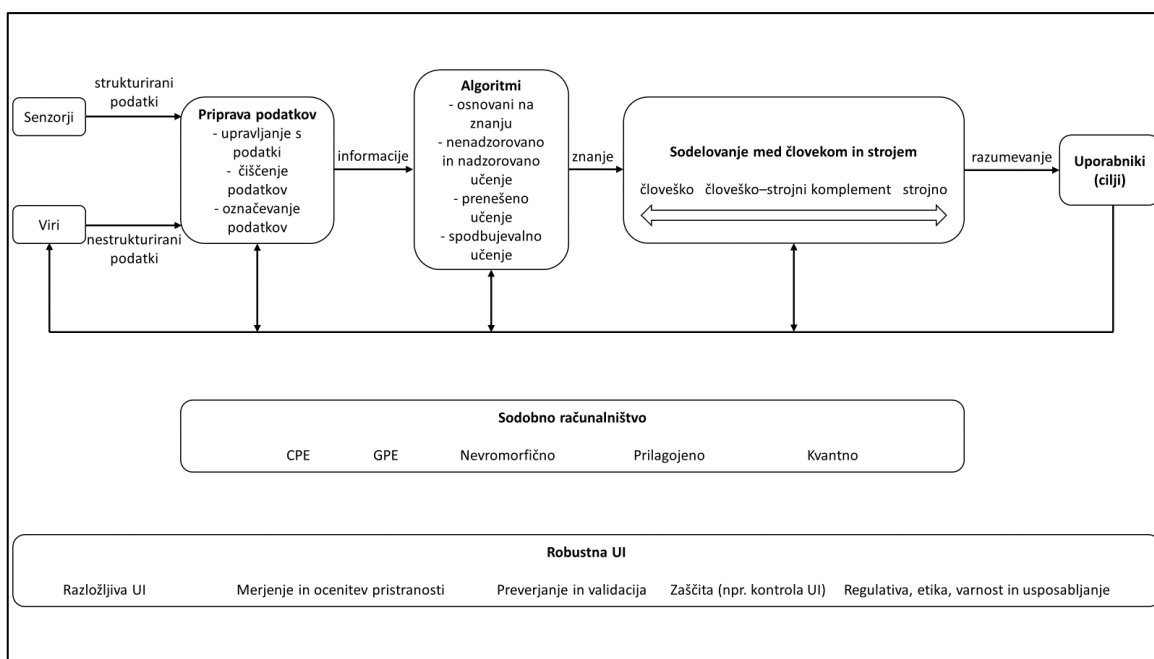
Trenutni trend UI se usmerja v *generativne modele*, ki so prikazali potencial UI širši javnosti s pogovornimi roboti (angl. chatbots), zlasti s ChatGPT, ki uporabljajo velike jezikovne modele (angl. large language models – LLM). Pri generiranju teksta ti modeli napovedujejo naslednjo besedo na osnovi verjetnostne porazdelitve razredov besed (Russell in Norvig, 2022, str. 778). Andrew Ng pričakuje, da bodo generativni modeli razširili uporabo UI, ker omogočajo razvoj UI rešitev z ukazi (angl. prompt) (Stanford Online, 2023). Slednje ne zahteva znanja programskega jezika ter v nekaterih primerih tudi ne predhodnega zbiranja in urejanja podatkov. Utemeljuje, da bo to odprlo možnosti za uporabo rešitev UI pri mnogih poslovnih problemih, za katere investicije v UI do sedaj niso bile upravičene.

### **3.4 Struktura umetne inteligence**

V prejšnjem poglavju opisane tehnike UI so le del širšega pojma UI-sistemov, ki obsegajo celotno strukturo od zajema podatkov do končne uporabe. Reuther in drugi (2019) UI razdeljujejo na njene sestavne elemente, ki so sodobno računalništvo, senzorji, priprava

podatkov, algoritmi, robustna UI, sodelovanje med človekom in strojem ter uporabniki s svojimi cilji (slika 2). Poudarjajo, da so za doseganje slednjih ključni vsi elementi in tudi njihovo medsebojno delovanje. Senzorji in drugi viri, kot je internet, generirajo množico surovih podatkov v strukturirani in nestrukturirani obliki. Da ti podatki postanejo uporabni oziroma preobraženi v informacije, jih je treba organizirati, prečistiti in označiti. Zadnja faza pogosto zahteva najmanj 80 % celotnega dela pri razvoju UI–rešitev. Sledi osrednja faza UI–sistema, tj. obdelava podatkov z izbranimi algoritmi, katere rezultat je znanje, uporabno za odločanje. Odločanje se vrši na spektru človeškega in strojnega prispevka. Sodelovanje med človekom in strojem bodo v prihodnje predstavljali zlasti inteligentni asistenti. V uporabniški fazi je dosežen namen UI–sistema, tj. njegova uporaba za doseganje določenega cilja. V tej fazi se ponovno generirajo novi surovi podatki, ki s povratno zanko nazaj v prvo fazo omogočajo popraviljanje napak in izboljšave ter s tem evolucijo celotnega sistema. Vse faze slednjega omogoča sodobna računalniška strojna oprema. Robustnost je nujna za odpravo oziroma vsaj zmanjšanje negativnih posledic odločitev UI–sistema. Elementi robustne UI so razložljivost in validacija rezultatov, ocenitev pristranosti, varnost, etičnost in usklajenost z regulativo (Reuther in drugi, 2019, str. 1).

Slika 2: Širši UI–sistem



Vir: Prirejeno po Reuther in drugi (2019, str. 1).

Uvedba UI–rešitve v realno okolje je zaradi razlik med učnim in testnim okoljem najzahtevnejši del razvoja UI–sistemov. Fridman (2017) orisuje dva načina izvedbe prehoda inteligentnega agenta iz simuliranega v realno okolje. Pri prvem se s predstavitvenim učenjem na primerih realnega okolja izboljšuje algoritme agenta, dokler ti ne dosežejo zadostne stopnje zanesljivosti, da je agent pripravljen na delovanje v njem. Pri drugem pa se agenta usposablja z izboljševanjem simulacije, v kateri se agent uči iz izkušenj, v smeri

podobnosti z realnim okoljem. Ta način je zlasti koristen za vključevanje robnih primerov med učne podatke, ki ne bi bili vključeni med primeri realnega okolja. Mnoge rešitve se v fazi prehoda zaustavijo in nikdar ne preidejo v fazo uporabe.

### **3.5 Sodelovanje med človekom in umetno inteligenco**

Delitev dela med UI in človeškim delom oziroma njuna komplementarnost sta ključni dejavniki povečanja produktivnosti z uporabo UI. Littman in drugi (2021, str. 48–51) pri UI za nadgrajevanje človeških sposobnosti izpostavljajo tri vidike. Prvi so raziskovalni uvidi UI pri kompleksnih znanstvenih in poslovnih opravilih, ki vključujejo tudi človeško interpretacijo UI–rezultatov. Drugi je podpora pri odločanju, zlasti s preoblikovanjem podatkov v informacije, in pri napovedovanju. Tretji je izboljšanje učinkovitosti človeškega dela in izboljšanje kakovosti življenja. Boute in Udenio (2022, str. 12) prihodnjo vlogo ljudi v sodelovanju z UI–sistemi vidita predvsem v zagotavljanju podatkov, definiranju nagrad, eventualnem izboljševanju parametrov modelov ter potrjevanju strojnih odločitev. Izbira točke na spektru kombinacije človeškega in strojnega odločanja je odvisna zlasti od kompleksnosti in obsega uporabe ter posledic dejanj in zanesljivosti strojnega odločanja (Kepner in Gadepally, 2020).

Agrawal in drugi (2018) primerjajo strojno in človeško napovedovanje. Razlagajo, da je ob dostopnosti do obširnih podatkov prvo natančnejše od drugega, ker lahko upošteva kompleksne večdimenzionalne interakcije med različnimi indikatorji. Drugemu priznavajo prednost ne le pri redkih podatkih, temveč tudi v situacijah, v katerih je pomembno razumevanje njihovega izvora in nastajanja. Nadaljujejo, da stroški strojnega napovedovanja močno padajo s frekvenco napovedovanja, kar pa ne velja v tolikšni meri za človeško napovedovanje. Zaradi teh razlogov pričakujejo delitev dela pri napovedovanju na človeško–strojnem spektru v odvisnosti od količine razpoložljivih podatkov in frekvence napovedovanja. Zaradi nizkih stroškov strojnega napovedovanja predvidevajo povečanje povpraševanja po človeški presoji pri situacijah, v katerih presoja ni primerna za avtomatizacijo. To so situacije, ki vsebujejo veliko število kombinacij situacij in dejanj, zlasti kadar se te ne pojavljajo pogosto. Presojo vidijo kot določanje ciljev odločanja oziroma relativnega izkupička izida. Dodajajo, da je presojo mogoče avtomatizirati tudi s strojnim napovedovanjem človeške presoje, pod pogojem, da je razpoložljiva zadostna količina podatkov o človeški presoji pri enakih situacijah, ki so se v preteklosti že večkrat pojavile. Zaključujejo, da UI–sistem doseže stopnjo popolne strojne avtonomije, ko je ta poleg vseh ostalih sestavin določenega opravila sposoben tudi izvajanja dejanj. Slednje najprej pričakujejo pri opravilih z najvišjim donosom avtomatizacije, kot so opravila, ki so že v veliki meri avtomatizirana, pri čemer je ključna hitrost dejanj ter kjer ne obstajajo pomembni negativni zunanji učinki (angl. negative externalities) pri uporabi avtonomnih rešitev, zaradi katerih bi bile te podvržene znatni regulaciji.

Tabela 4 povzema primerno razdelitev med UI in človeškim delom glede na lastnosti dejavnikov pri uporabi UI–sistemov.

*Tabela 4: Razdelitev med UI in človeškim delom glede na lastnosti dejavnikov pri uporabi UI–sistemov*

<b>Lastnost / stopnja</b>	<b>Visoka</b>	<b>Nizka</b>
Razpoložljivost podatkov	UI	Človek
Pomembnost razumevanja podatkov	Človek	UI
Frekvenca opravil	UI	Človek
Kompleksnost situacij	Človek	UI
Ponavljjanje situacij	UI	Človek
Negativni zunanji učinki avtomatizacije	Človek	UI
Obseg uporabe	UI	Človek
Kompleksnost uporabe	Človek	UI
Posledice dejanj	Človek	UI
Zanesljivost avtomatizacije	UI	Človek

Vir: Prirejeno po Agrawal in drugi (2018), Boute in Udenio (2022, str. 12) in Kepner in Gadepally (2020).

### 3.6 Pregled trenutnega stanja umetne inteligence

S tehnološkim in raziskovalnim razvojem v zadnjem desetletju so se oblikovali nekateri razločni trendi na področjih UI. Stone in drugi (2016, str. 14–17) opažajo, da ko UI postaja del našega vsakdana, se slednja pomikajo v raziskovanje in razvoj sistemov, ki niso le inteligentni, ampak tudi sposobni sodelovanja z ljudmi. Kot glavne dejavnike vzpona strojnega in zlasti globokega učenja so identificirali vire računalništva v oblaku, široko zbiranje podatkov na spletu, digitalne platforme in napredek pri strojni opremi za zaznavanje. Izpostavljajo naslednja aktualna področja UI, pri katerih so ti dejavniki omogočili pospešitev raziskav in razvoja (Stone in drugi, 2016, str. 14–17):

- *Obsežno strojno učenje* širi obstoječe algoritme na obdelavo ekstremno velikih podatkovnih množic, pri čemer algoritem podatke preleti le enkrat ali obdela samo del podatkov.
- *Globoko učenje* ima največje učinke na področjih računalniškega zaznavanja, kot sta računalniški vid in obdelava naravnega jezika.
- *Spodbujevalno učenje* omogoča znaten napredek UI pri razumevanju realnega okolja in izvajanja dejanj v njem s ciljem sprejemanja odločitev.
- *Robotika* se usmerja na učenje robotov za splošno in predvidljivo delovanje v okolju ter na njihovo ravnanje s stvarmi. Ta napredek je močno povezan z uporabo globokega in spodbujevalnega učenja v robotiki in je odvisen od zanesljivosti ter splošnosti strojnega zaznavanja.
- *Računalniški vid* je bil izmed vseh področij UI najbolj preobražen zaradi vzpona globokega učenja. Z napredkom grafičnih procesorjev, razpoložljivostjo masovnih

podatkov in izboljšavami algoritmov lahko računalniki v nekaterih primerih slike in posnetke prepoznajo natančneje od ljudi.

- *Obdelava naravnega jezika* se usmerja na razvoj pogovornih robotov, ki se lahko sporazumevajo z ljudmi na način dialoga.
- *Sodelovalni sistemi* postajajo vse sposobnejši avtonomnega sodelovanja med seboj in zlasti z ljudmi, razvoj pa se usmerja v uporabo s komplementarnostjo med človekom in strojem.
- *Množičenje* raziskuje komplementarnost z uporabo inteligence velikega števila posameznikov, zlasti pri nalogah, ki niso primerne za UI. Množičenje je v veliki meri prispevalo k današnjemu vzponu UI, saj je na ta način preko spleta mogoče v kratkem času pridobiti velike količine potrebnih podatkov (označenih, vedenjskih ipd.).
- *Algoritmčna teorija iger in računalniška teorija izbire* si prizadevata z UI reševati ekonomske in družbene probleme, s poudarkom na ravnanju z neusklajenimi spodbudami.
- *V internetu stvari* se UI uporablja za obdelavo velikih količin podatkov, ki jih generirajo povezane naprave, ter za doseganje uporabniških ciljev.
- *Nevromorfično računalništvo* stremi k razvoju namenske strojne opreme za delovanje nevronskih mrež, ki so sedaj le simulirane na tradicionalnih računalnikih, osnovanih na standardnih von Neumannovih arhitekturah. Cilj je izboljšanje učinkovitosti in robustnosti sistemov za delovanje nevronskih mrež.

V zadnjih letih je bilo razvitih nekaj generativnih modelov, zlasti jezikovnih, naučenih na ekstremno velikih podatkovnih množicah neoznačenih podatkov. Eden izmed teh modelov je generator besedila GPT-3, ki ima kapaciteto 175 milijard parametrov strojnega učenja (Brown, 2020) in na katerem temelji tudi prva verzija popularnega pogovornega robota ChatGPT. Takšni modeli so postali poznani kot temeljni modeli (angl. foundation models), saj je na njihovi osnovi mogoče razviti vrsto UI-rešitev za različne uporabe (Stanford University, 2021).

Razvoj se v zadnjem obdobju usmerja tudi na razpršeno UI (angl. distributed AI), ki rešuje izzive, povezane z UI v oblaku, kot sta podatkovna in računska preobremenjenost računalnika v oblaku ter časovni zamik pri storitvah v realnem času (latenca). Cilj je postaviti UI bližje ali v sam vir uporabe. Glavni rešitvi sta infrastruktura na robu (angl. edge computing) in drobno strojno učenje UI (angl. tiny machine learning) (Deci, brez datuma). Ti rešitvi sta zaželeni tudi z vidika zasebnosti, saj je pri njiju manjša potreba po centraliziranem zbiranju podatkov.

Trendom razvoja UI v zadnjem desetletju je skupen premik k podatkovni paradigmi. Stone in drugi (2016, str. 17) skupno temo trendov raziskovanja in uporab UI povzemajo kot premik od tradicionalnih pristopov, kot so dokazovanje izrekov, predstavitev znanja in sklepanje na osnovi logike, planiranje, pristopi, osnovani na modelih, bayesovsko sklepanje ter grafični modeli, k pristopom, ki temeljijo na podatkih. Glavni vzrok za premik vidijo v



dosežkih globokega učenja. Kljub temu v prihodnosti pričakujejo napredek pri razvoju nekaterih tradicionalnih UI–pristopov, ko bodo s širjenjem uporab šibke plati strojnega oziroma globokega učenja postajale vidnejše.

Čeprav ni primerno meriti napredka UI glede na vsestranskost človeške inteligence, je koristna primerjava njunih sposobnosti pri relativno ozko definiranih nalogah. UI–sistemi so že dosegli ali presegli človeške sposobnosti pri številnih izmed slednjih. Najbolj znane od teh so šah, go, poker, kviz Jeopardy!, razpoznava objektov na slikah (ImageNet), področno omejena prepoznava govora in prevajanje med jeziki, nekatere videoigre, odkrivanje kožnega in raka na prostati, napovedovanje strukture beljakovin ter diagnosticiranje diabetične retinopatije (Russell in Norvig, 2022, str. 46).

Za difuzijo UI so bolj kot raziskovalni dosežki pomembne njene uporabne rešitve. Visoka uporabna vrednost UI je že bila prikazana pri naslednjih rešitvah (Russell in Norvig, 2022, str. 46–48):

- *Avtonomna vozila* se iz raziskovalne faze pomikajo v uporabnost. Testna vozila so prevozila že več milijonov kilometrov po javnih cestah, v nekaterih ameriških mestih pa že obratuje avtonomni taksi. Avtonomni brezpilotniki dostavljajo blago v odročne kraje, pregledujejo zgradbe in sočasno izdelujejo njihove načrte ter so sposobni izvajanja zahtevnih akrobatskih manevrov in avtonomnega skupinskega organiziranja. Gibanje robotov z nogami postaja vse bolj podobno naravnemu, sposobni pa so impresivnega nabora gibalnih manevrov.
- *Avtonomno načrtovanje* je že leta 1991 v Perzijski zalivski krizi dokazalo uporabno vrednost, ko je vojska Združenih držav Amerike (v nadaljevanju ZDA) uporabila orodje DART za avtomatizacijo načrtovanja obsežne operacije transporta. Vesoljna plovila in vozila uporabljajo avtonomne sisteme za načrtovanje in navigacijo v globokem vesolju. Storitve dinamičnega načrtovanja optimalne poti so danes del vsakdana vsakega voznika s pametnim telefonom.
- *Strojno prevajanje* je danes dostopno med skoraj vsemi jeziki na zadovoljivi ravni in blizu človeški ravni med večjimi sorodnimi jeziki na omejenih vsebinskih področjih.
- *Prepoznavanje govora* že dosega človeško raven in je že v široki uporabi pri virtualnih asistentih, ki odgovarjajo na vprašanja uporabnika in izvajajo opravila ter so sposobni sočasnega prevajanja med jeziki. Zmogljivejši sistemi so sposobni tudi ciljnega dialoga.
- *Priporočila*, ki nam jih prikazujejo ponudniki produktov na osnovi našega preteklega delovanja ter nam podobnih uporabnikov z uporabo globokega učenja postajajo vse bolj sofisticirana.
- Pri *igranju iger* se najbolj izrazito kaže izjemen napredek sposobnosti UI–sistemov. Deep Blue je že leta 1997 premagal svetovnega prvaka v šahu Garija Kasparova, leta 2016 pa je AlphaGo premagal svetovnega prvaka v igri go Leeja Sedola. Igra go je ekstremno kompleksna s 150–250 premiki na potezo (povprečje pri šahu je 37) in pri kateri je število možnih kombinacij precej večje kot število atomov v znanem vesolju.

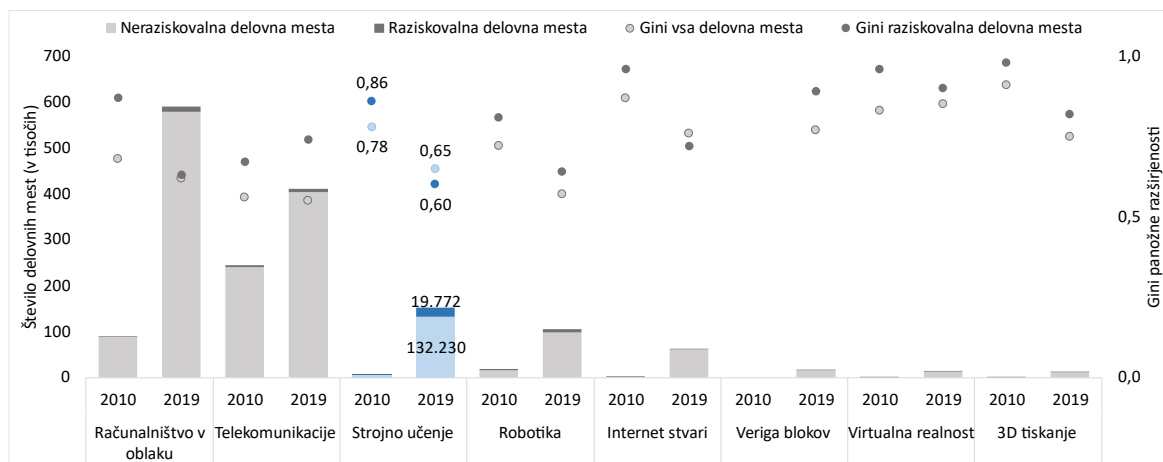
UI–sistemi so prav tako premagali človeške prvake v kvizu Jeopardy!, pokru in videoigrah Dota 2, StarCraft II in Quake III.

- Pri *razumevanju slik* so UI–sistemi v zadnjih letih naredili znaten napredek in so pri jasnih in nedvoumnikih slikah celo sposobni opisati, kaj je na sliki. Tovrstne naloge, ki zahtevajo razumevanje konteksta, so sicer za UI še vedno največji izziv.
- V *zdravstvu* je v zadnjih letih v uporabi naraščajoče število UI–rešitev. Slednje so zlasti zmogljive pri slikovnem diagnosticiranju, pri katerem neredko presegajo natančnost zdravnikov specialistov. Kljub temu najboljše rezultate dosega kombinacija slednjih in UI.
- *Klimatska znanost* je z UI prav tako pridobila nova orodja za analizo klimatskih pojavov. Strojno učenje je izjemno koristno pri odkrivanju informacij o ekstremnih vremenskih pojavih in klimatskih spremembah iz masovnih klimatskih podatkov ter tako omogoča učinkovitejše reševanje tega globalnega izziva.

### **3.7 Umetna inteligenca kot tehnologija splošne rabe**

UI postaja tehnologija splošne rabe, ne le zaradi svojih sposobnosti in uporabnih rešitev, temveč zlasti zaradi svoje uporabe v gospodarstvu. Goldfarb in drugi (2021) so primerjali zahtevana znanja tehnologij za delovna mesta z namenom ocene stopnje difuzije različnih tehnologij. Podatke so pridobili iz zaposlitvene baze Glassdoor, in sicer za leti 2010 in 2019. Skladno z definicijo TSR, ki sem jo opredelil v drugem poglavju, so za posamezne tehnologije oziroma skupine tehnologij, glede na objave delovnih mest, ocenili njihovo razširjenost po industrijskih panogah, raziskovalno intenzivnost ter panožno razširjenost raziskovanja. Ugotovili so, da gre pri podatkovno usmerjeni skupini tehnologij, tj. tehnologij, ki skupaj tvorijo področje podatkovne znanosti ter so neposredno povezane s strojnim učenjem, relativno verjetno za TSR. S slike 3 je razvidna izjemna rast števila delovnih mest z zahtevanim znanjem strojnega učenja. Panožno razširjenost so avtorji izmerili s koeficientom Gini, pri katerem 1 pomeni koncentracijo v eni panogi ter 0 uniformno razpršenost med panogami. Pri strojnem učenju so ugotovili močan upad koeficienta Gini, ki kaže na rast razširjenosti strojnega učenja po panogah, predvsem raziskovalne aktivnosti. Vzporedno ugotavljajo, da poleg strojnega učenja značilnosti TSR kažejo še računalništvo v oblaku, telekomunikacije in robotika. Relativno manjša razlika v številu delovnih mest in panožne razširjenosti telekomunikacij med letoma 2010 in 2019 nakazuje, da je imela ta skupina tehnologij značilnosti TSR že v okviru tretje industrijske revolucije.

Slika 3: Število prostih delovnih mest in panožna razširjenost tehnologij v letih 2010 in 2019



Vir: Prirejeno po Goldfarb in drugi (2021).

### 3.8 Ključni izzivi za razvoj umetne inteligence v prihodnosti

Izzivi UI se v osnovi delijo na tehnične izzive razvoja UI–rešitev in izzive pri uvedbi UI na različna področja uporabe. V tem podglavju se, v skladu z namenom magistrskega dela, osredotočam na izzive pri uporabah UI.

Za uspešnost uporabnih UI–rešitev sta poleg sposobnosti UI–sistemov prav tako ključni izvedljivost in hitrost njihove uvedbe. Cross (2020, str. 7) izpostavlja tri izzive z izvedbene plati pri hitrosti uvedbe UI v uporabne rešitve. Prvi je, da podatki pogosto niso strukturirani in v uporabnem formatu. Drugi, da restriktivna regulativa glede zasebnosti podatkov otežuje razvoj in uporabo UI–sistemov, medtem ko večina področij še nima urejene regulative glede uporabe UI v praksi. Tretji je izziv razložljivosti rezultatov, kar je značilnost UI–sistemov, ki se učijo na podatkih in ne vsebujejo definiranih pravil ter so zato kot t. i. črne škatle (angl. black box). Dodaja, da ta izziv pogosto otežuje tudi drugačna definicija razložljivosti rezultatov med snovalci sistemov oziroma programerji in končnimi uporabniki v specifični stroki. Ovira za raziskovalni razvoj UI in tudi za njeno implementacijo v uporabne rešitve je prav tako netransparentnost v deljenju kode. Izvorna koda razvojnih prebojev, zlasti velikih tehnoloških podjetij, je le redko deljena z raziskovalno skupnostjo. Za podjetja takšna izvorna koda namreč predstavlja ključno konkurenčno prednost. Goldfarb in Trefler (2019, str. 468–469) opozarjata, da čeprav tudi pri podatkih velja zakon padajočega mejnega donosa (Varian, 2019, str. 406), in sicer v obliki natančnosti napovedovanja kot funkciji količine podatkov, je zaradi robnih primerov količina podatkov ključna za kakovost UI–produkta. Večja količina podatkov namreč zvišuje verjetnost redkih primerov v zajetih podatkih. Strojno učenje torej za uspešno učenje na vzorcih potrebuje velike količine podatkov, ki niso vedno razpoložljivi. Kot razloge prepoznavata poleg delovno intenzivnega procesa priprave podatkov tudi fizične, pravne, konkurenčne in druge ovire, zaradi katerih je lahko

oblikovanje baze masovnih podatkov in posledično tudi napovedi težavno ali celo neizvedljivo. Zaradi zakona padajočega mejnega donosa pri količini podatkov bo v prihodnosti računalniška moč postajala vse pomembnejši dejavnik pri sposobnostih AI-sistemov.

Najpomembnejši dejavnik zmogljivosti UI-sistemov, ki temeljijo na strojnem učenju, je torej količina podatkov. Cross (2020, str. 8–10) izpostavlja, da zahtevo po slednjih povečujeta naraščajoča kompleksnost UI-sistemov in konkurenčni pritisk. Ugotavlja, da se lahko stroški porabe elektrike za eno etapo učenja današnjih največjih modelov povzpnejo na več milijonov USD. Tekmo na vrhnji meji UI-sistemov zato vse bolj vidi le v domeni velikih tehnoloških podjetij. Kot možni rešitvi tega izziva predlaga javno dostopno računalniško moč v oblaku in energetske varčne, UI-specializirane mikročipe. Ugotavlja, da se na slednje v zadnjih letih usmerja vedno več investicij. Nevzdržnost trenutnih strojnih zahtev UI-sistemov utemeljuje z ugotovitvijo, da Moorov zakon (angl. Moore's Law), ki implicira podvajanje računalniške moči klasičnih mikroprocesorjev na vsaki dve leti, ne sledi več mikroprocesorskim zahtevam teh sistemov, ki se v dobi strojnega učenja podvojijo na vsakih 3,5 meseca. Za dolgoročnejsi rešitvi tega izziva nadalje predlaga kvantno računalništvo za učinkovitejše izračunavanje in nevromorfične čipe, ki stremijo k posnemanju energetske učinkovitosti bioloških možganov. Spodbuden je padajoči trend najnižjega stroška učenja v zadnjih letih, ob naraščajoči hitrosti tega, na UI-tekmovanju MLPerf (Zhang in drugi, 2022, str. 51). V raziskovanju so nekatere UI-tehnike, ki poskušajo reševati izziv podatkovnih zahtev strojnega učenja na način učenja sistemov z manjšo količino podatkov, vendar zaenkrat ne dosegajo zmogljivosti globokega učenja v kombinaciji z njihovo čim večjo količino. Zhang in drugi (2022) so primerjali najnaprednejše (angl. state-of-the-art) UI-modele in ugotovili, da je devet od desetih naučenih na dodatni količini podatkov.

Natančnost in kakovost podatkov (angl. data quality) sta ključni za uspešnost vsakega UI-sistema, ki temelji na strojnem učenju. Učenje UI-sistema na »slabih« podatkih, ki nato vodijo do »slabega« izida, je poznano kot »GIGO« (angl. garbage in, garbage out) (Coursera, brez datuma), ki v dobesednem prevodu pomeni »smeti noter, smeti ven«. Mitchell (2019) opozarja, da so učni podatki pogosto izkrivljeni, kar lahko nosi izjemno negativne posledice. Kot primer navaja, da je lahko oseba obsojena za kaznivo dejanje na podlagi napačne prepoznave obraza (angl. face recognition) s kamere, na kateri tovrstna identifikacija ni prepovedana. Izpostavlja, da eksperimenti kažejo, da je strojna prepoznava obrazov, zlasti temnopoltih, izjemno nenatančna. Nadaljuje, da tudi če so podatki na voljo v velikih količinah in niso izkrivljeni, UI-sistemi, ki temeljijo na strojnem učenju, odpovedo pri novih nalogah, ki ne posedujejo lastnosti podobnih nalog v učnih podatkih, kar postane še posebej očitno pri nagli spremembi v okolju delovanja sistema. Kot sem že izpostavil pri strukturi umetne inteligence, je eden izmed največjih izzivov razvoja UI-rešitev prehod inteligentnega agenta iz simulacije v realno okolje. Popolna predstavitev ali popolna preslikava realnega okolja v simulacijo je v praksi največkrat nedosegljiva, zato je treba

določiti točko, na kateri agent deluje z zadostno mero zanesljivosti za določeno uporabo, za kar pa ni jasnih meril, zlasti pri varnostno–kritičnih uporabah, kot so na primer avtonomna vozila. Littman in drugi (2021, str. 52) povzemajo, da glavne ovire za večino uporabnih UI–rešitev ne ležijo v samih algoritmih, temveč v zajemu in pripravi podatkov ter v uporabi UI–sistemov v njihovem družbeno–tehnološkem kontekstu.

Delovanje UI–sistemov v nepoznanih situacijah je največji izziv strojnega učenja. Mitchell (2019) argumentira, da se pomanjkljivosti slednjega najizraziteje kažejo v nezmožnosti prepoznave konteksta ter abstraktnega sklepanja s koncepti. Ilustrira, da UI–sistemi »sklepajo« na podlagi vhoda surovih podatkov in »ne vedo« kaj gledajo, slišijo, berejo ali počnejo. Ta izziv utemeljuje s primerom razpoznave slik, pri katerem že pri manjši nejasnosti, kot so podobnosti objektov na sliki z drugimi kategorijami objektov, nevronska mreža objekt na sliki uvrsti v povsem napačno kategorijo. Pokaže, da je s človeškemu očesu nezaznavnemu, ciljanemu izkrivljanju slike mogoče doseči, da nevronska mreža objekt na sliki zmotno prepozna. Podobne učinke je mogoče doseči tudi pri drugih uporabah globokega učenja. Opozarja, da bodo tovrstni napadi v prihodnosti vse pogostejši, kar odpira nove izzive za kibernetiko varnost. Nadaljuje, da čeprav UI–sistemi, ki delujejo na osnovi spodbujevalnega učenja, impresivno delujejo v kompleksnih nalogah, kot je na primer igranje igre go, je njihovo delovanje omejeno na specifično nalogo, v kateri so naučeni ter zaradi nezmožnosti oblikovanja konceptov tega delovanja niso sposobni prenesti na drugo, celo skoraj identično nalogo. Podaja primer, ko lahko pri igranju videoigre premik le nekaj pikslov na zaslonu povzroči strm upad uspešnosti sistema. Razlaga tudi, da interpretacija situacije zahteva prepoznavo konteksta, zlasti če so v njej živa bitja. To šibkost UI utemeljuje pri obdelavi naravnega jezika, pri katerem razumevanje povedanega oziroma zapisanega poleg prepoznave konteksta in poznavanja konceptov zahteva tudi razumevanje glede na situacijo specifičnih metafor, cinizma, humorja ipd. Kot primer dodajam že omenjeni pogovorni robot ChatGPT, ki predstavlja enega izmed večjih prebojev UI. Kljub impresivnemu tvorjenju besedil ta sam še vedno ni primeren za resnejšo uporabo, saj pri izkrivljenih ali redkih učnih besedilih generira neprimerna besedila, kot so napačno navajanje dejstev in nesmisli.

Ker UI ne poseduje sposobnosti abstraktnega sklepanja, lahko le maksimira rezultat v lokalni optimizacijski funkciji. Littman in drugi (2021, str. 52) opozarjajo, da že sama določitev funkcije cilja UI–sistema predstavlja izziv zaradi težavnosti opredelitve in pretvorbe različnih interesov vseh udeležencev. Ker so si ti interesi pogosto v nasprotju, je slednje še posebej zahtevno ali celo neizvedljivo. Prav tako je zaskrbljujoča ugotovitev Zhanga in drugih (2022, str. 105), da imajo večji jezikovni modeli tudi večji potencial za pristranosti ter da večmodalni modeli, zlasti kombinacija jezika in vida, vsebujejo tudi večmodalne pristranosti. Sicer je spodbudna ugotovitev Zhanga in drugih (2022, str. 105), da v zadnjih letih rast števila prispevkov z industrijo povezanih raziskovalcev na konferencah o UI–etiki v povprečju znaša kar 71 % letno.

Čeprav ima UI izjemen potencial za izboljšanje ekonomske produktivnosti in kakovosti življenja, pa zaradi izzivov prinaša določene nevarnosti, ki jih bo družba morala ustrezno nasloviti. Mitchell (2019) opaža, da se trenutne razprave o nevarnostih UI osredotočajo zlasti na grožnjo splošno namenske UI za obstoj človeštva, ko bo UI dosegla t. i. singularnost oziroma preseгла človeško inteligenco. Opozarja, da se ob tem pogosto zanemarija trenutne izzive in nevarnosti UI. Slednja sama sicer ne predstavlja grožnje, predstavlja pa jo njena uporaba na način, ki povzroča namerne ali nenamerne škodljive posledice. Nekatera dodatna tveganja pri uporabi UI–rešitev, ki jih nisem opredelil že v drugih delih magistrskega dela, so (Russell in Norvig, 2020, str. 31):

- *Avtonomna orožja* s samodejno izvedbo bojnih dejanj predstavljajo skrajno negativne posledice uporabe UI, zlasti ko so takšni UI–sistemi nezanesljivi pri prepoznavi tarče in ko lahko skupina posameznikov z zadostnimi sredstvi na ta način izvršuje silo.
- Neprimerna uporaba strojnega učenja pri odločanju pogosto vodi v *algoritmčno diskriminacijo*, ki ohranja oziroma pogloblja družbene pristranosti, ki so vsebovane v podatkih.
- Pri *varnostno kritičnih uporabah* UI predstavlja izziv preverjanje izhodov oziroma odločitev strojnega učenja. S širjenjem takšnih uporab UI se kaže potreba po celovitih tehničnih in etičnih standardih, kot jih poznamo na drugih strokovnih področjih, kjer gre za življenje ljudi.
- Čeprav UI omogoča agilnejšo *kibernetsko varnost*, po drugi strani tudi napadalcem povečuje možnosti in sposobnosti pri spletnih napadih.

V tem poglavju sem prikazal impresiven razvoj UI v zadnjem desetletju in njene izjemne dosežke pri določenih nalogah. Vendar pa bo UI postala tehnologija splošne rabe in s tem osrednja tehnologija četrte industrijske revolucije šele z difuzijo v raznolike poslovne uporabe. Predstavitev nekaterih izmed teh je tematika, na katero se usmerjam v naslednjem poglavju.

## **4 UMETNA INTELIGENCA V POSLOVNIH PROCESIH**

Namen tega poglavja je opredeliti nekatere primere uporab UI pri poslovnih procesih ter prikazati stanje njene uporabe v podjetjih. Uporaba UI pri poslovnih procesih se je močno razširila že v osemdesetih letih z vzponom ekspertnih sistemov, ki jih je takrat v ZDA uporabljala večina velikih podjetij. Z rastjo razpoložljivih podatkov o poslovanju in ponovnem vzponu strojnega učenja v zadnjem desetletju je danes strojno učenje dominantna metoda UI tudi pri poslovnih uporabah.

V skladu z razmejitvami magistrskega dela se tudi pri poslovnih procesih osredotočam na vpliv strojnega učenja. Pomemben trend avtomatizacije poslovnih procesov v zadnjih letih predstavlja robotska avtomatizacija procesov (angl. robotic process automation, v nadaljevanju RPA), ki kot UI sodi v širši koncept inteligentne avtomatizacije (IA). Osnovna

razlika med RPA in UI je, da je prvi sistem, ki izvaja opravila na osnovi definiranih procesov, drugi pa deluje na osnovi učenja iz podatkov.

#### 4.1 Proizvodnja

Meje med fizično in virtualno sfero se zabrisujejo tudi v proizvodnji. Kibernetško–fizični proizvodni sistem (angl. cyber–physical production system, v nadaljevanju CPPS) povezuje proizvodne naprave, ljudi in proizvode na vseh stopnjah proizvodnje. CPPS je temelj industrije 4.0 in omogoča pojav povsem novih poslovnih in tržnih priložnosti v proizvodnji (Monostori, 2014, str. 10–11). Arinez in drugi (2020) so prepoznali dejavnike, kot sta vseprisotnost senzorjev in IoT–naprav v proizvodnji, ki generirajo masovne proizvodne podatke, ter preobrazba v smeri prilagodljive proizvodnje, zaradi katerih bo UI postavljena v osrednjo vlogo v teh sistemih. Slednje utemeljujejo z dejstvom, da UI omogoča odkrivanje vzorcev v okoljskih, procesnih, obratovalnih in meritvenih podatkih, ki bi sicer ostali skriti, ter s tem omogoča pretvorbo teh podatkov v informacije za odločanje, predvsem na način nadgrajevanja znanj proizvodnih inženirjev. Usmerjajo se na uporabo UI na področjih proizvodnje: (1) pretok in kakovost, (2) odločanje in nadzor, (3) človeško–robotsko sodelovanje, (4) spremljanje in nadzor procesov ter (5) inženiring materialov (Arinez in drugi, 2020):

- (1) Tehnike strojnega učenja omogočajo nadzor iz podatkov o stanju proizvodnih naprav v realnem času z namenom optimizacije kratkoročne učinkovitosti proizvodnega sistema. Pri pomanjkljivem proizvodnem znanju je analiza kakovosti s strojnim učenjem učinkovita pri zgodnjem odkrivanju napak in pri diagnozi primarnih vzrokov anomalij. Strojno učenje je uporabno tudi za napovedovanje stanja proizvodnega sistema v prihodnosti s pridobivanjem abstrakcij rezultatov iz simulacij.
- (2) Organizacijo proizvodnih procesov na sistemskem nivoju je mogoče dodatno optimizirati z uporabo UI–algoritmov, zlasti v kombinaciji z razpršeno UI in z večagentnimi nadzornimi pristopi. Poleg oblikovanja klasifikacijskih problemov z učnimi podatki o dodelitvi dela in dinamiki sistema ima pri tem organizacijskem vidiku visok potencial spodbujevalno učenje.
- (3) Z razvojem UI v robotiki ljudje in roboti v proizvodnji ne bodo le soobstajali, ampak tudi sodelovali. Točka na spektru sodelovanja je odvisna od možnosti in sposobnosti robotov ter določene proizvodne operacije oziroma opravila. Kombinacije UI–pristopov in tehnik omogočajo nadzor na celotnem spektru z vsemi potrebnimi funkcijami.
- (4) Globoko učenje je zaradi naraščajoče gostote in kompleksnosti podatkov o proizvodnih procesih izjemno učinkovita metoda za njihov nadzor. To velja zlasti pri napovedovanju prihodnjega stanja naprav iz njihovega trenutnega in preteklega stanja zaradi kompleksnosti interakcij med spremenljivkami v različnih časovnih korakih. Natančna ocena dinamike obrabe naprav je ključna za optimizacijo njihovega vzdrževanja in s tem za učinkovitost celotnega proizvodnega sistema. UI–rešitve na podoben način

omogočajo tudi optimizacijo proizvodnih procesov prek izboljšanja kakovosti in stroškovne učinkovitosti proizvodov.

- (5) Končne lastnosti materialov se tradicionalno pridobivajo z eksperimenti. Z dovolj podatki o lastnostih materialov v odvisnosti od različnih dejavnikov UI omogoča učinkovitejše napovedovanje teh rezultatov s simulacijami.

## 4.2 Človeški viri

Vpeljava UI v management človeških virov (angl. human resource management, v nadaljevanju HRM) ne bo vplivala le na poslovanje podjetij, ampak bodo njene učinke občutili zlasti zaposleni. Vrontis in drugi (2022) vpeljava UI v HRM prepoznava kot prehod iz faze informatizacije (eHRM) v fazo inteligentne avtomatizacije. Preobrazbo HRM razdeljujejo na nivo strategij: (1) nadomeščanje ljudi, (2) sodelovanje ljudi z UI in (3) odločanje; ter na nivo aktivnosti: (4) usposabljanje, (5) zaposlovanje in (6) ocenjevanje uspešnosti (Vrontis in drugi, 2022):

- (1) Nadomeščanje dela, ki ga trenutno opravljajo ljudje, bo, vsaj v začetni fazi, potekalo na ravni opravi in ne zaposlitev.
- (2) UI lahko na osnovi preteklih interakcij med deležniki sočasno predlaga optimalno rešitev in tako izboljša kakovost in učinkovitost poslovne komunikacije. Na podoben način UI-asistenti na osnovi preteklih delovnih nalog zaposlenim omogočajo učinkovitejše opravljanje dela.
- (3) Z razpoložljivostjo masovnih podatkov postaja strojno učenje vse pomembnejši dejavnik pri odločanju v HRM. Vendar pa strojno učenje, za razliko od ekspertnih sistemov, ne omogoča transparentnosti in sledljivosti odločitev. Zaposleni lahko, iz razlogov kompleksnosti in domnevne nepravičnosti uporabe UI v HRM, slednjo zaznajo kot grožnjo. To tveganje je mogoče zmanjšati z redefinicijo postopkov odločanja.
- (4) Simulacije poslovnih situacij z UI omogočajo sodelovalno usposabljanje v dinamičnem okolju. Posredovanje učnih vsebin na uporabniku prilagojen in prijazen način se lahko izvede tudi preko inteligentnih animiranih likov.
- (5) UI se uporablja pri prvi selekciji kandidatov za ocenjevanje njihovih prijav na delovna mesta, in sicer na podlagi prijav prejšnjih kandidatov in njihove kasnejše delovne uspešnosti na delovnem mestu. Lahko se uporabi tudi za avtomatsko preverjanje ozadja kandidatov, zlasti njihove spletne prisotnosti, za ocenjevanje digitalnih razgovorov in za oblikovanje njim prilagojenih ponudb za zaposlitev. Zaposlovalne platforme že nekaj časa uporabljajo UI za ujemanje delovnih mest in kandidatov. Uporaba UI v ta namen lahko izloči ali pa poglobi nekatere človeške pristranosti in vplive pri izbiri kandidatov, psihološko profiliranje na takšen način pa predstavlja tudi velik izziv zasebnosti in etiki. Iz tega razloga nekatere jurisdikcije uporabo UI v ta namen že omejujejo z regulativo.
- (6) Uporaba UI pri spremljanju uspešnosti zaposlenih poteka na način odkrivanja vzorcev v delovnih procesih in s tem poveča transparentnost ter omogoča napovedovanje prihodnje uspešnosti. Izziv uporabe v ta namen je enak kot pri prejšnji točki.



### 4.3 Logistika

Upravljanje logistike je zaradi številnih raznolikih dejavnikov in njihovih medsebojnih vplivov izjemno kompleksno, hkrati pa zahteva visoko stopnjo učinkovitosti. Boute in Udenio (2022) opisujeta vpliv vpeljave UI v logistiko in obvladovanje dobavnih verig. Logistika je poslovna funkcija, ki je bila med prvimi obsežno informatizirana, napovedovanje povpraševanja in optimizacija zalog ter transporta pa se praviloma izvaja v poslovno informacijskem sistemu za načrtovanje virov podjetja (angl. enterprise resource planning – ERP). Ker IoT in dostopnost do podatkov omogočata povezavo vseh sredstev logistike v centralno podatkovno platformo in njihov sočasen nadzor, z razvojem in širjenjem uporabe UI v logistiki avtorja pričakujeta postopno povečevanje avtonomije sistemov dobavnih verig. Sklepata, da nadzor z uporabo UI ne omogoča le boljše optimizacije logističnega sistema, ampak z zgodnjo zaznavo težav in pravočasnim ukrepanjem, na primer na podlagi UI–priporočil, tudi njegovo boljšo robustnost. Dodajata, da lahko večja učinkovitost logistike prispeva tudi k trajnostnim razvojnim ciljem, vendar le če ne poveča potrošnje v tolikšni meri, da slednja izniči trajnostne pridobitve.

Napovedovanje je ključni element pri managementu logistike. Boute in Udenio (2022) prepoznavata napovedovanje povpraševanja, predvidenega časa prihoda, časa pretoka na carini ter prekinitve obratovanja kot nekatera izmed opravil v logistiki, ki jih je mogoče izboljšati z uporabo strojnega učenja. Pojasnjujeta, da k izboljšanju učinkovitosti prispevajo tako natančnejše napovedi, kot tudi prilagajanje priporočil s predvidevanjem človeške presoje. Ugotavljata, da so tehnike nenadzorovanega učenja, kot je gručenje, v logistiki uporabne za oblikovanje skupin entitet, ki posedujejo podobne lastnosti. Kot primer avtorja navajata segmentacijo po strankah in proizvodih, ki dodatno izboljša natančnost napovedovanja, ter optimizacijo logistike z zagotovitvijo ustreznih zalog proizvodov na določeni lokaciji, ki se navadno naročajo skupaj in so bližje segmentu potrošnikov. Dodajata, da so te tehnike uporabne tudi za zaznavanje anomalij in analizo izjem (angl. outlier analysis) v logističnem sistemu. Nadaljujeta, da so v logistiki uporabne tudi tehnike spodbujevalnega učenja, in sicer za vzporedno dobavo zalog od različnih dobaviteljev ali izbiro načina transporta glede na kompromis med ceno in hitrostjo, usklajevanje skupne dobave po proizvodih ali po podjetjih, obvladovanje zalog pokvarljivih proizvodov ter razporejanje zalog po lokacijah glede na kanale dobavne verige.

### 4.4 Storitve za stranke

UI omogoča množično individualno prilagojenost proizvodov in storitev potrošnikom oziroma strankam, ki tako postajajo glavni gonilnik novih produktov. Varian (2019, str. 411–412) opaža, da s širitvijo pametnih in v IoT povezanih naprav vse več fizičnih proizvodov pridobiva značilnosti storitev, kot to poznamo pri digitalnih proizvodih, kot je na primer programska oprema. Razlaga, da se funkcionalnosti in lastnosti proizvodov tako

posodablja in spreminja v celotnem življenjskem ciklu, kar vpliva tudi na oblikovanje proizvodov in določanje njihovih cen.

Individualna prilagojenost storitev za stranke je ključna za uspešnost prodaje. Množična individualizacija, ki jo omogoča UI, lahko na učinkovit način izboljša te aktivnosti. Kreutzer in Sirrenberg (2020, str. 105–127) razlagata, da uvedba avtomatizacije v slednje dosega visoko donosnost naložbe (angl. return on investment, v nadaljevanju ROI) pri poslovnih aktivnostih, ki imajo visoko vrednost za stranke in visoke stroške za podjetje ter ne zahtevajo osebne interakcije med podjetjem in stranko. Predlagata uvedbo pogovornih robotov ter osebnih priporočilnih sistemov. Ugotavljata, da se danes že tretjina interakcije ljudi z računalniškimi sistemi izvede preko zvoka ter da se tehnologija pogovornih robotov premika iz zgolj razpoznave izgovorjenih besed v identifikacijo in analizo govora. Utemeljujeta, da je identifikacija govora pomembna zlasti zaradi varnostnih razlogov ter v izogib nenamernim zvočnim ukazom, analiza govora pa se usmerja na način govora z namenom razpoznave osebnosti, čustev in motivov. Nekatera področja uporabe pogovornih robotov pri storitvah za stranke, ki jih navajata, so: poenostavitev uporabniškega iskanja informacij, strokovni in potovalni nasveti ter zagotavljanje relevantnih individualiziranih in splošnih informacij v pravem trenutku. Umestno opozarjata, da pogovorni roboti še niso pripravljene za kompleksnejšo komunikacijo, ker med drugim zaradi odsotnosti vrednotnega okvira niso dovolj robustni na moralno sporne učne podatke, zato vsaj v bližnji prihodnosti pričakujeta njihovo vlogo zlasti v podpori vsakodnevnim opravilom posameznikov. Priročnost, hitrost in individualizacijo vidita kot glavne razloge tega trenda. Na področjih z nizkimi tveganji napovedujeta pospešen razvoj inteligentnih osebnih asistentov, osnovanih na pogovornih UI–platformah. Sklepata, da bo zaradi manjšega števila ponujenih možnosti glede na podano zahtevo uporabnika pri zvočnih pogovornih robotih ključna optimizacija glasovnega pogona (ang. voice engine optimization). Kot drugo vrsto aktivnosti, pri katerih lahko UI dosega visok ROI, sta prepoznala aktivnosti z vzvodom, pri čemer interakcija s strankami prinaša dodano vrednost za podjetje. Za avtomatizacijo teh aktivnosti predlagata uvedbo priporočilnih sistemov, ki lahko asistirajo svetovalcem s stranki prilagojenimi vsebinami.

Velik potencial za razvoj bodo z vpeljavo UI imele tudi storitve v javni upravi. Standardiziran način nudenja digitalnih storitev naj bi nadomestile povezane, uporabnikovi situaciji in njegovim potrebam prilagojene storitve, ki bi uporabnikom omogočale tudi sooblikovanje teh storitev (Bavec in drugi, 2019, str. 84).

## **4.5 Trženje**

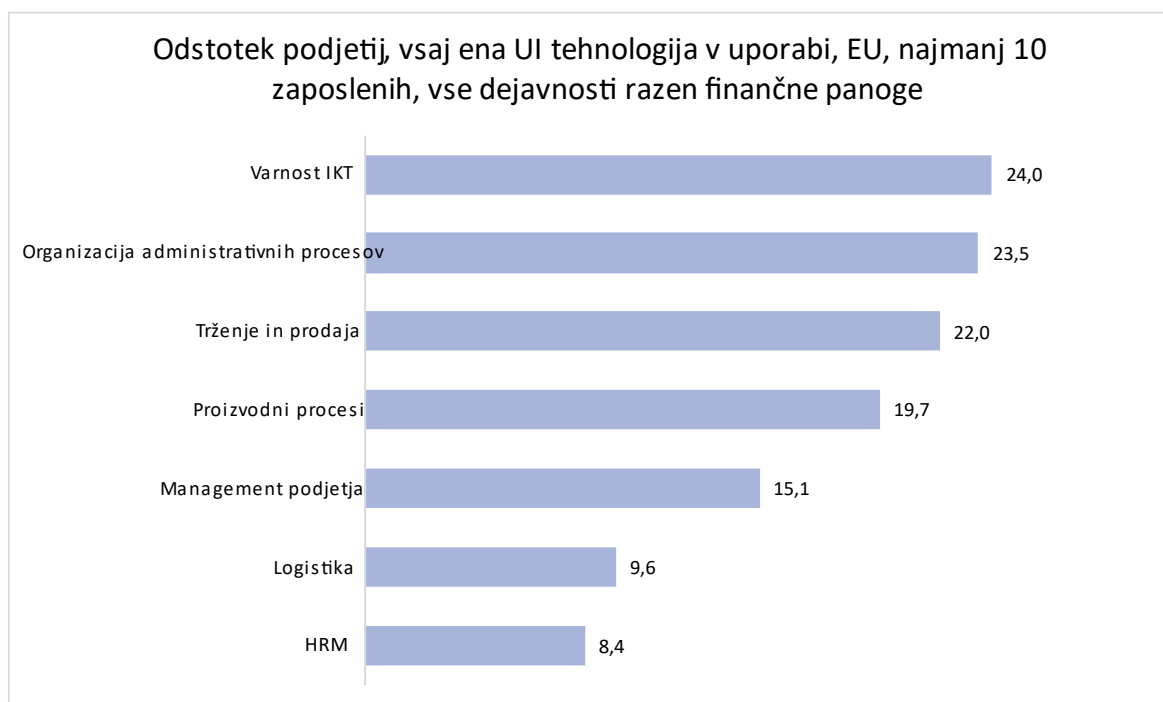
Tudi pri trženju UI omogoča natančnejše napovedovanje in višjo stopnjo individualizacije, primarno s ciljem učinkovitejšega pridobivanja strank. Kreutzer in Sirrenberg (2020, str. 130–149) pojasnjujeta, da prepoznavanje vzorcev v podatkih strank s strojnimi učenjem omogoča identifikacijo podobnih skupin, v kombinaciji z natančnejšim napovedovanjem pa individualno sočasno prilagoditev trženjskih aktivnosti posamezni stranki. Dodajata, da

lahko spodbujevalno učenje dodatno izboljša učinkovitost teh aktivnosti z učenjem iz njihove uspešnosti. Nadaljujeta, da naštetih dejavniki omogočajo tudi UI–podprto medijsko načrtovanje, kot sta trženje vsebin in optimizacija spletnih strani. Izpostavljata, da lahko z razpoložljivostjo podatkov na digitalnih platformah, zlasti integriranih, UI–sistemi zajamejo tudi informacije v okolju strank, kar omogoča trženje glede na kontekst. Slednje sta prepoznala kot ključno zaradi trenda interakcije s strankami postopoma izključno na način pogovornih robotov. Razlagata tudi, da UI–sistemi s spremljanjem tekstov na spletnih straneh in družbenih omrežjih z analizo razpoloženja (angl. sentiment analysis) klasificirajo mnenja, z rudarjenjem besedil pa je mogoča samodejna ločitev argumentov v kategorije, na primer za ali proti, ter oblikovanje zbirnih mnenj za določen vidik produkta ali za odgovore na pogosta vprašanja. Pri tem poudarjata, da UI–sistemi postajajo vse sposobnejši tudi generiranja novih besedilnih ter zvočnih in celo video vsebin. Napovedujeta, da bo slednje, kot nadgradnja individualizirane distribucije, s trendom individualizacije omogočilo samodejno ustvarjanje skupini ali celo posamezniku prilagojenih vsebin. Opozarjata, da slike in videoposnetki prav tako vsebujejo pomembne informacije, glede katerih je na primer z analizo in razpoznavo obraza mogoča analiza čustev. Samodejno zaznavanje lažnih vsebin (angl. fake detection) prepoznavata tudi za namen preprečevanja škode, ki bi nastala podjetju ali strankam. UI omogoča tudi dinamično določanje cen, zlasti z mehanizmom navzkrižne cenovne elastičnosti (angl. cross–price elasticity), ter diferenciacijo cen glede na značilnosti stranke, zlasti prvega reda (angl. first degree price differentiation), tj. z individualiziranimi cenami (Varian, 2019, str. 410–411).

#### **4.6 Stanje uporabe umetne inteligence v podjetjih**

V katere funkcije poslovanja oziroma poslovne procese podjetja uvedejo UI, je odvisno od narave opravil, težavnosti uvedbe in donosa uvedbe. Največ, približno četrtnina podjetij, ki uporabljajo UI, to uporabljajo za namen varnosti IKT, sledijo organizacija administrativnih procesov, trženje in prodaja ter proizvodni procesi (slika 4) (Eurostat, 2023a). Ta podjetja uporabljajo vsaj eno izmed naslednjih UI–tehnologij: RPA, besedilno rudarjenje, analiza podatkov s strojnim učenjem, prepoznavanje govora, razpoznavanje slik, generiranje naravnega jezika, avtonomni roboti in vozila (Eurostat, 2023a).

Slika 4: Delež podjetij po namenu uporabe UI-rešitev

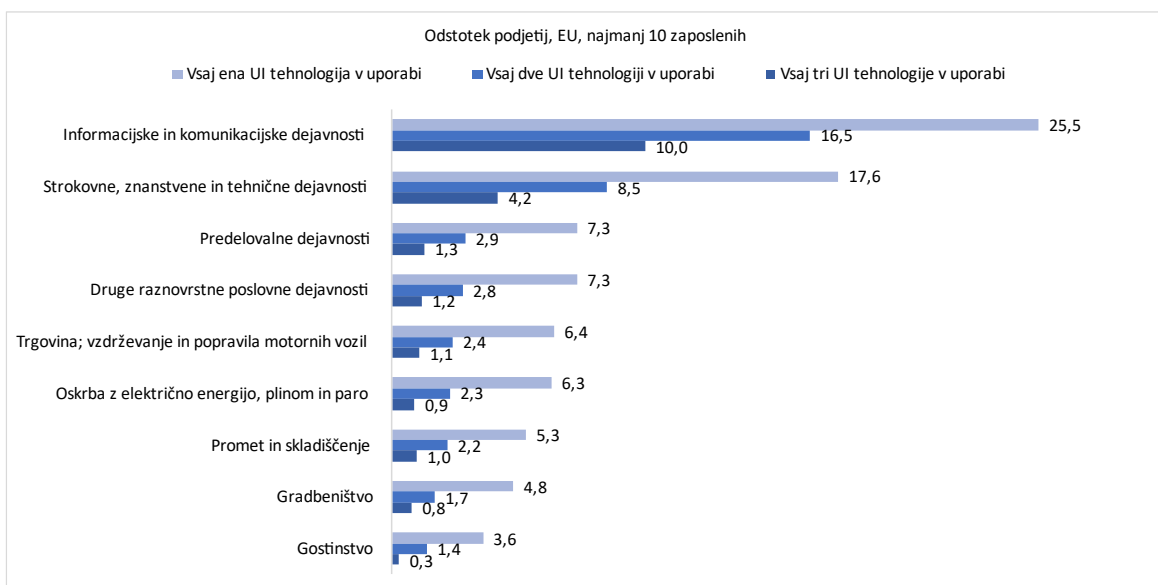


Vir: Eurostat (2023a).

McKinsey & Company (2021, str. 3) v raziskavi ugotavlja, da je od sodelujočih podjetij največ UI uvedlo v poslovnih funkcijah storitvenega poslovanja (22–27 %) in razvoja produktov (20–22 %), nekaj manj pa v funkcijah trženja in prodaje (16–17 %) ter obvladovanja tveganj (14–16 %). Sledijo funkcije obvladovanja dobavnih verig (11 %), proizvodnja (11–12 %), management človeških virov (8 %) ter strategija in poslovne finance (6–7 %).

Uporaba UI je med podjetji najbolj razširjena v informacijskih in komunikacijskih dejavnostih, v katerih jih četrtnina uporablja vsaj eno UI-tehnologijo (slika 5) (Eurostat, 2023b). V ostalih panogah, za katere so podatki razpoložljivi, razen v strokovnih, znanstvenih in tehničnih dejavnostih, je uporaba UI še relativno nerazširjena (Eurostat, 2023b).

Slika 5: Delež podjetij v panogi po številu UI-tehnologij v uporabi

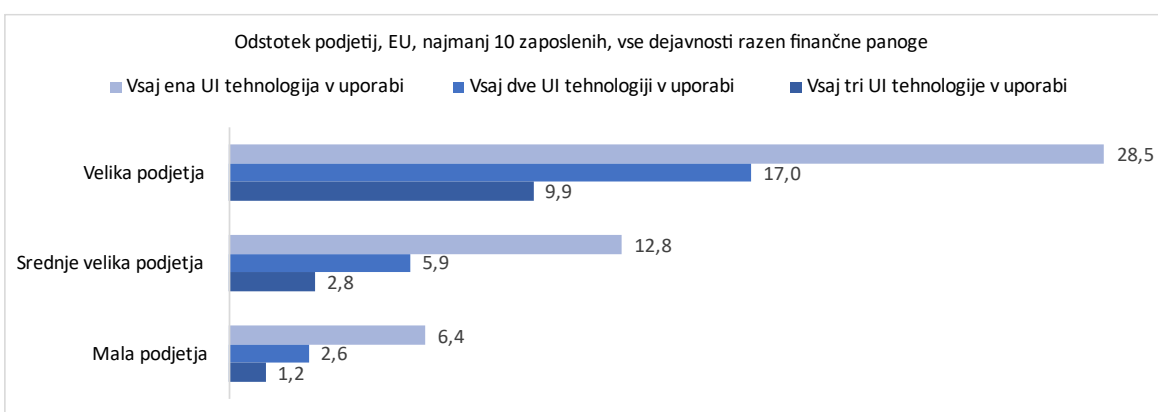


Vir: Eurostat (2023b).

Najvišje deleže zaposlitvenih oglasov z zahtevanimi UI-kompetencami imajo v ZDA panoge IKT (3,3 %), strokovne, znanstvene in tehnične storitve (2,6 %), proizvodnja (2 %) ter finance in zavarovalništvo (1,8 %) (Zhang in drugi, 2022, str. 147).

Uporaba UI je daleč najbolj razširjena v velikih podjetjih, v katerih je delež uporabe vsaj ene UI-tehnologije več kot dvakrat višji kot v srednje velikih ter več kot štirikrat višji kot v malih podjetjih (slika 6) (Eurostat, 2023a). Pri uporabi več UI-rešitev je ta razlika še večja.

Slika 6: Delež podjetij po velikosti in po številu UI-tehnologij v uporabi

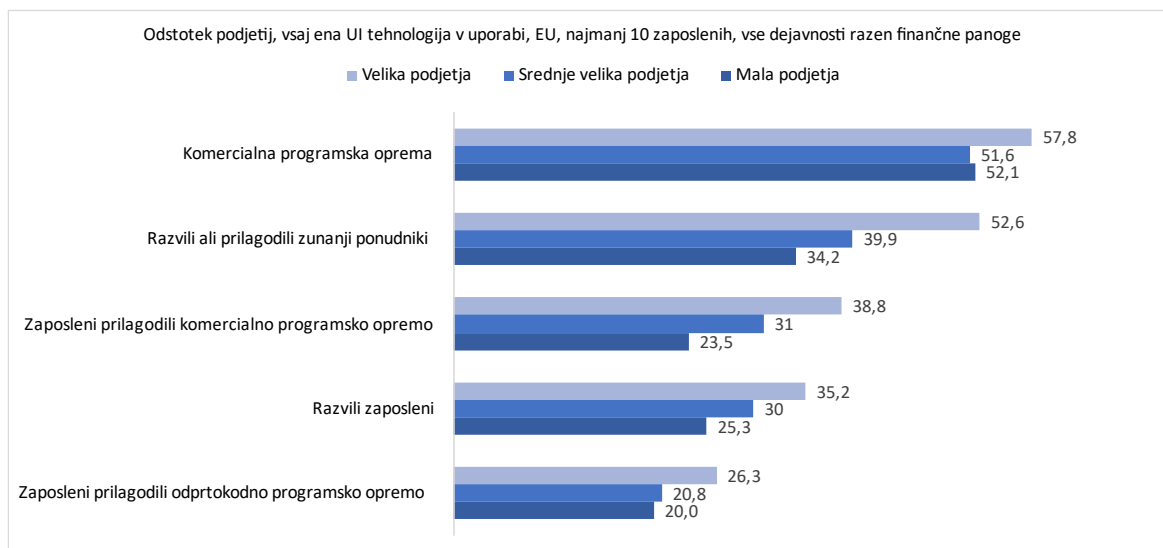


Vir: Eurostat (2023a).

Približno polovica podjetij, ki uporabljajo UI, je rešitev pridobila v obliki komercialne programske opreme, ne glede na velikost podjetja (Eurostat, 2023a). Razlike glede na

velikost podjetja se pojavijo pri razvoju oziroma prilagoditvi UI–rešitev, bodisi lastnem ali od zunanjih ponudnikov (slika 7) (Eurostat, 2023a).

*Slika 7: Delež podjetij po velikosti in po viru pridobitve UI–rešitev*



*Vir: Eurostat (2023a).*

V tem poglavju sem opredelil nekatere poslovne uporabe UI in prikazal stanje uporabe UI v podjetjih. Preobrazba poslovanja zaradi uvedbe UI bo vzporedno preobrazila tudi gospodarstvo, kar je tematika naslednjega poglavja.

## 5 UČINKI UMETNE INTELIGENCE NA GOSPODARSTVO

Kot vsaka tehnološka preobrazba oziroma industrijska revolucija bo tudi četrta industrijska revolucija imela na družbo in gospodarstvo vrsto tako pozitivnih kot tudi negativnih učinkov. Nove tehnologije same sicer ne povzročijo določenih posledic, temveč so te odvisne od namenov in načinov uporabe teh tehnologij. Učinki so različni tudi za različne skupine prebivalstva. Za tehnološke preobrazbe gospodarstev je značilno, da se negativni učinki pojavljajo zlasti v njihovi začetni fazi oziroma v fazi tehnološke tranzicije, dolgoročno pa pozitivni učinki prevladajo za vse skupine prebivalstva. Vendar pa je radikalnost tehnologij četrte industrijske revolucije, zlasti UI, tolikšna, da lahko uresničitev skrajnih negativnih kratkoročnih učinkov ogrozi uspešnost tehnološke tranzicije in posledično tudi neuresničitev širokih dolgoročnih pozitivnih učinkov. Nekateri očitnejši izzivi pri tem procesu so grožnje zasebnosti, nadzor potrošnikov in državljanov ter vpliv avtomatizacije na delo in neenakost. Industrijska revolucija že po svoji definiciji pomeni preobrazbo gospodarstva. Spremembe, ki so v teku in ki sem jih prepoznal kot četrto industrijsko revolucijo, na gospodarstvo sicer vplivajo že nekaj desetletij v obdobju t. i. digitalne revolucije. V dobi UI sta pričakovana tako pospešitev teh trendov kot tudi pojav nekaterih popolnoma novih sprememb. Cilj tega

poglavja je opredelitev narave in posledic slednjih tako na gospodarstvo kot na poslovanje podjetij.

## 5.1 Gospodarska rast

Kljub temu da je UI že vseprisotna v našem življenju, tega ni mogoče zatrditi za njen vpliv na ekonomsko statistiko. Brynjolfsson in drugi (2019) kažejo na dejstvo, da se je v zadnjem desetletju agregatna rast produktivnosti dela v zrelih gospodarstvih v povprečju več kot prepolovila glede na desetletje prej. Povprečna letna rast produktivnosti dela na opravljeno uro je v ZDA v obdobju 1996–2005 znašala 2,5 %, v obdobju 2010–2019 pa 0,8 %, v vseh zrelih gospodarstvih v istih obdobjih pa 2,1 % in 1,1 % (Conference Board, 2023). Brynjolfsson in drugi (2019) pojasnjujejo, da pri tem pojavu ne gre za paradoks, saj je značilen za gospodarstva v procesu tehnološke preobrazbe. UI je še v procesu difuzije, predvsem pa še ni razvita večina njej komplementarnih inovacij, zato je njen vpliv na gospodarstvo zaenkrat še omejen. Vsaj v začetni fazi lahko visoke investicije, povezane z UI, celo znižajo izmerjeno produktivnost, prav tako pa so te dolgotrajne in težko merljive. Slednje izhaja iz dejstva, da so te investicije usmerjene pretežno v neotipljivi kapital (angl. intangible capital), kot so človeški kapital, procesi in poslovni modeli. Visoke tržne kapitalizacije podjetij z visoko izpostavljenostjo do UI razlagajo ravno z obsežnimi neotipljivimi sredstvi, ki jih je hkrati težko replicirati. Štiri države so v obdobju 2013–2021 izvedle za več kot 10 milijard USD zasebnih naložb v UI. Največ ZDA (149 milijard USD), sledijo Kitajska (62 milijard USD) in Združeno Kraljestvo ter Indija (vsaka po 11 milijard USD) (Zhang, 2022, str. 155). Za primerjavo, bruto investicije v osnovna sredstva IKT in produktov intelektualne lastnine so samo v ZDA v istem obdobju znašale 16,2 bilijona USD (OECD, 2023), kar kaže na zanemarljiv delež izmerjenih zasebnih naložb v UI. Rast produktivnosti se lahko zniža tudi zaradi prekomerne avtomatizacije, zlasti zaradi zanemarjanja drugih načinov povečanja produktivnosti (Acemoglu in Restrepo, 2019a). Obstajajo tudi neizmerjena poslabšanja produktivnosti, kot je na primer upad kakovosti storitev zaradi avtomatizacije (Korinek in Stiglitz, 2019, str. 350).

Rast produktivnosti v podjetjih, ki v poslovanje vpeljejo UI, je le redko takojšnja. Goolsbee (2019, str. 311–312) razlaga, da čeprav je za hitrost vpeljevanja UI–rešitev v poslovanje relativna sposobnost UI–sistemov glede na človeško delo pri določenih opravilih pomembna, ta ni edini dejavnik, ki upočasnjuje difuzijo UI–tehnologije. Zaradi visokih začetnih stroškov UI–investicij se vpeljava UI–rešitev pogosto zamakne ali pa izvaja postopno. Difuzijo novih tehnologij upočasnjuje tudi pristranost status quo (angl. status quo bias), ker imajo uporabniki težnjo vztrajanja pri obstoječih rešitvah. Kakovost oziroma uporabnost UI–produktov je drugačna za različne uporabnike, odvisno od podobnosti njihovih situacij z učnimi primeri UI–sistema, kar izključuje del potencialnih uporabnikov in prav tako upočasni difuzijo UI–rešitev. Agrawal in drugi (2018) opozarjajo, da morajo podjetja pri vpeljavi UI–rešitev v posamezna opravila reorganizirati celotne delovne tokove, kar je največkrat težaven in dolgotrajen proces, zlasti pri tradicionalnih podjetjih.

Neposreden učinek na produktivnost ni edini način, na katerega lahko UI vpliva na gospodarsko rast. Aghion in drugi (2019) vpliv UI na gospodarsko rast modelirajo na enak način kot druge vrste avtomatizacije, ki je proces, segajoč 200 let v zgodovino. V njihovih modelih tudi UI deluje skozi kanala avtomatizacije proizvodnje in avtomatizacije inoviranja. Glede na zgodovino avtomatizacije sklepajo, da bo tudi v dobi UI rast najverjetneje omejena zaradi t. i. Baumolove »bolezni stroškov«, tj. zaradi nujnih oziroma ključnih opravil, ki jih je težko ali jih sploh ni mogoče avtomatizirati. To velja tako za proizvodnjo kot tudi za inoviranje. Izpostavljajo povečanje deleža panog z nizko rastjo produktivnosti v bruto domačem proizvodu (v nadaljevanju BDP). Te sklepe potrjuje trend iz primerjave dejavnosti proizvodnje ter dejavnosti restavracij in nastanitvev v ZDA. V obdobju 2005–2019 je v prvi produktivnost dela rasla v povprečju 0,9 % letno, delež njene dodane vrednosti v BDP pa se je s 13 % znižal na 11 %, medtem ko je v drugi rast produktivnosti znašala 0,4 %, delež pa je zrasel z 2,7 % na 3,1 % (U.S. Bureau of Economic Analysis, 2023; U.S. Bureau of Labor Statistics, 2023). Če UI omogoči pospešitev imitiranja in kreativne destrukcije (angl. creative destruction), se zniža donosnost inoviranja in posledično inovacijska aktivnost, kar prav tako omejuje gospodarsko rast (Aghion in drugi, 2019).

## 5.2 Struktura trga

Vpliv uporabe UI na strukturo in organizacijo trga (angl. industrial organization) bodo občutili tako ponudniki UI–storitev kot tudi podjetja, ki uporabljajo UI. Učinkovita kombinacija UI–orodij in podatkov bo določala meje organizacij ter smiselnost in oblike vertikalne integracije (Agrawal in drugi, 2018; Varian 2019, str. 399–415). Varian (2019) izpostavlja, da bodo učinkovite, od ponudnikov predpripravljene UI–rešitve zmanjšale minimalni učinkovit obseg poslovanja (angl. minimum efficient scale) za podjetja. Pojasnjuje, da bodo stalni stroški v obliki vlaganj v lastne UI–rešitve postali spremenljivi, podjetja pa se bodo lahko osredotočila na svoje temeljne sposobnosti (angl. core competence) ter UI–rešitve vpeljevala glede na potrebe in obseg poslovanja. Ugotavlja, da je pri splošnih UI–storitvah, kot je na primer razpoznava slik, prostor za diferenciacijo na spektru natančnosti in hitrosti zelo omejen, zato je ponudba teh storitev izjemno konkurenčna, cene teh storitev pa posledično zmanjšane na minimum. Slednje potrjuje cena razpoznave prvega milijona slik, ki se pri treh največjih ponudnikih storitev v oblaku nahaja v razponu med 1 in 1,5 USD za tisoč kosov (Amazon Web Services, 2023; Google Cloud, 2023; Microsoft, 2023). Te storitve torej kažejo karakteristike skoraj popolnih substitutov. Varian (2019) opaža tudi, da največja podjetja z obsežnimi zahtevami pri obdelavi podatkov, ki vlagajo v lastno informacijsko infrastrukturo ter jo širijo z repliciranjem obstoječe, nudijo dodatne kapacitete manjšim organizacijam. Kljub prednostim univerzalnih UI–rešitev lahko te povzročijo tudi poslabšanje kakovosti produktov. Slednje je lahko posledica neprilagojenosti UI–rešitev specifikam produkcije zaradi cenovnega konkurenčnega pritiska in posledične uporabe stroškovno učinkovitih univerzalnih UI–rešitev v panogi.



Visok tržni delež na trgu UI–produkta omogoča ponudniku zbiranje večje količine podatkov in posledično izboljševanje produkta ter s tem dodatno povečevanje tržnega deleža. Goldfarb in Trefler (2019, str. 468–471) proučujeta ekonomije obsega (angl. economies of scale), ki se tvorijo na trgih produktov, pri katerih konkurenčna prednost leži v podatkih. Ker večje število uporabnikov ustvarja več podatkov, kakovost storitve pa privabi še več uporabnikov, so vir teh ekonomij obsega neposredni zunanji omrežni učinki (angl. direct network externalities). Dodajata, da lahko ekonomije obsega izhajajo tudi iz stalnih stroškov, zlasti stroškov dela zaposlenih z UI–kompetencami, ki so lahko izjemno visoki in za manjša podjetja pogosto nedosegljivi. Vključujeta tudi možnost ekonomije povezanosti (angl. economies of scope), pri katerih podjetje iste zaposlene in iste podatke deli med več uporabami oziroma produkti UI.

Ker omrežni učinek (angl. network effect) tvori konkurenčno okolje »zmagovalec pobere vse« (angl. winner takes all), se je v zadnjih letih povzpela peščica izjemno močnih tehnoloških podjetij. Kot je razvidno iz tabele 5, je, merjeno po tržni kapitalizaciji, osem od desetih največjih podjetij na svetu tehnoloških podjetij z visoko izpostavljenostjo do UI.

*Tabela 5: Največja podjetja na svetu in njihova izpostavljenost do UI*

Podjetje (država)	Tržna kapitalizacija (v milijardah USD)	Izpostavljenost do UI
Apple ( ZDA)	2.796	Visoka
Microsoft ( ZDA)	2.404	Visoka
Saudi Aramco (Saudova Arabija)	2.091	Nizka
Alphabet ( ZDA)	1.557	Visoka
Amazon ( ZDA)	1.243	Visoka
NVIDIA (ZDA)	926	Visoka
Berkshire Hathaway ( ZDA)	735	Nizka
Tesla ( ZDA)	712	Visoka
Meta Platforms (Facebook) ( ZDA)	676	Visoka
TSMC (Tajvan)	520	Visoka

*Vir: Prirejeno po Goldfarb in Trefler (2019, str. 467) in CompaniesMarketcap.com (2023).*

### 5.3 Mednarodna menjava

Ker imajo gospodarstva različne institucionalne ureditve, ki se nanašajo tudi na razvoj UI–produktov, postaja UI pomemben dejavnik tudi v mednarodni menjavi. Goldfarb in Trefler (2019, str. 463–465) opozarjata na ekonomsko neučinkovit izid, če bodo pri oblikovanju politik na področju mednarodne menjave prevladali politični dejavniki. Kot primer izpostavljata splošno prepričanje, zlasti v ZDA, da Kitajska politika zaščite domačih podjetij pred tujimi konkurenti svojim tehnološkim podjetjem omogoča razvoj zmogljivih komercialnih uporab UI. Slednje naj bi imele poleg širitve na zahodne trge potencial tudi za prenos na vojaško uporabo in s tem neposreden vpliv na geopolitična razmerja, ta tekma pa da lahko ima le enega zmagovalca. Podobni so očitki ZDA, da protimonopolna politika

(angl. antitrust policy) Evropske unije (v nadaljevanju EU) namerno cilja velika ameriška tehnološka podjetja z namenom spodbujanja razvoja domačih tehnoloških podjetij. Goldfarb in Treffer (2019) vidita vloge obsega dejavnosti, ustvarjanja in difuzije znanja ter konkurence, ki temeljijo na teoriji primerjalne prednosti (angl. comparative advantage), kot ključne za razumevanje vpliva UI na področje mednarodne menjave in za oblikovanje primernih ukrepov ekonomske politike. Vzpon velikih tehnoloških podjetij je sicer povečal možnosti za njihov vpliv na politične odločitve domicilnih držav, ker ta podjetja lažje dosežejo zanje ugodne pogoje poslovanja ter ovirajo vstop na trg in rast tujim ter tudi manjšim domačim konkurentom.

Z nadaljnjo avtomatizacijo v proizvodnji je pričakovana preureditev dobavnih verig, zlasti z vračanjem dejavnosti (angl. reshoring) preseljene proizvodnje (angl. off-shoring) iz držav z nižjo ceno dela nazaj v izvorne države. Te lahko na ta način povečajo domačo proizvodnjo in znižajo tveganja globalnih dobavnih verig, ki so postala vidnejša z izbruhom epidemije Covid-19. V letu 2022 je v ZDA delež uvoza industrijskih proizvodov iz nizkocenovnih azijskih gospodarstev v domačem industrijskem proizvodu prvič po letu 2019 upadel, kljub temu da je ta v obdobju 2013 do 2022 z 10,64 % zrasel na 14,10 % (A. T. Kearney, 2023). Po drugi strani so zlasti z razlikami v ceni dela motivirane neposredne tuje naložbe (angl. foreign direct investment – FDI) pomemben vzvod tehnološke in gospodarske konvergence držav v razvoju z razvitimi državami. Ta proces bo zato imel negativne učinke na gospodarstva teh držav, saj daje prednost gospodarstvom s tehnološko visoko razvito proizvodnjo. Zaradi neugodnih pogojev za izvedbo hitrega prestrukturiranja gospodarstva v mnogih državah v razvoju, kot sta nizka izobrazbena raven prebivalstva in politična nestabilnost, je v teh državah verjetna upočasnitev gospodarskega razvoja in posledično tudi njihove konvergence z razvitimi državami. Neposredne tuje naložbe v nizkocenovna azijska gospodarstva so se, kljub dejavnikom v prid vračanju dejavnosti, v zadnjih letih še povečale, saj je njihova rast v obdobju 2019–2021 v povprečju letno znašala 13 %, kar je občutno več kot v obdobju 2013–2018, ko je bila 3 % (The World Bank Group, 2023).

## **5.4 Trg dela**

Intenzivnost in širina motenj na trgu dela zaradi vpeljave UI v poslovanje bo odvisna od narave avtomatizacije in od prilagajanja nanjo. Acemoglu in Restrepo (2019a) vpliv UI na trg dela proučujeta kot ravnotežje med izpodrivnim učinkom (angl. displacement effect), pri katerem avtomatizacija opravi nadomešča človeško delo, in nasprotnimi učinki, ki delujejo izravnalno. Izpodrivni učinek zmanjša povpraševanje po delu in delež dela v nacionalnem dohodku. Nasprotno produktivnostni učinek (angl. productivity effect) poveča povpraševanje po delu pri neavtomatiziranih opravilih, ker avtomatizacija deluje ekspanzivno na celotno gospodarstvo. Opozarjata, da produktivnostni učinek sam verjetno ne bo zadosten za uravnoteženo rast gospodarstva (angl. balanced growth path). Za slednjo kot ključno izpostavljata ustvarjanje novih opravil, pri katerih ima delo glede na stroje primerjalno prednost in ki bo neposredna protiutež izpodrivnemu učinku, kar imenujeta

reintegracijski učinek (angl. reinstatement effect). Intenzivnost motenj na trgu dela bo odvisna zlasti od hitrosti vpeljevanja UI–rešitev v poslovanje in od hitrosti prilagajanja trga dela (Goolsbee, 2019, str. 311) ter od obsega nadomeščanja človeškega dela (Korinek in Stiglitz, 2019, str. 350). Korinek in Stiglitz (2019, str. 377–380) se strinjata, da je višja rast avtomatizacije delovnih mest v primerjavi z ustvarjanjem novih zaposlitev pomemben razlog tehnološke nezaposlenosti, vendar pa je po njunem mnenju glavni razlog za slednjo neprožnost plač (angl. sticky wages), ki se niti dolgoročno ne prilagodijo navzdol, ko avtomatizacija povzroči znižanje mejnega proizvoda (angl. marginal product) dela. Utemeljujeta, da bo učinkovita plača (angl. efficiency wage), s katero se lahko poveča produktivnost dela, višja kot njegov mejni proizvod, ker mora plača zaposlenim zadostovati za preživetje oziroma izpolnjevati njihova pričakovanja o poštenem plačilu.

Agregatni podatki zaenkrat ne kažejo na motnje na trgu dela zaradi avtomatizacije. Handel (2022) iz Urada za statistiko dela v ZDA (angl. Bureau of Labor Statistics) argumentira, da so učinki avtomatizacije na trg dela v obdobju 2008–2018 v skladu s trendi obdobja 1999–2008 in glede na projekcije Urada ocenjuje, da se ti ne bodo spremenili niti v obdobju 2019–2029. Slednje utemeljuje s številom delovnih mest poklicev, ki se v literaturi omenjajo kot najbolj dovzetni za avtomatizacijo v dobi UI in robotike. Navaja, da se je število teh delovnih mest v ZDA v obdobju 2008–2019 povečalo s 13,3 na 15,1 milijona oziroma, izraženo kot delež vseh delovnih mest, z 8,8 % na 9,3 %. Realna rast v tem obdobju (13,9 %) je krepko preseгла predhodne projekcije Urada (8,7 %). Sklepa, da avtomatizacija za to skupino poklicev ne predstavlja resne grožnje. Avtomatizacijo vidi zgolj kot nadaljevanje IKT–tehnološke preobrazbe. Trditve avtorjev, da gre pri UI in robotiki za radikalnejšo obliko slednje, označuje kot pretirane in utemeljuje, da je vpliv tudi teh tehnologij na trg dela postopen, kar slednjemu omogoča prilagoditve brez šokov.

Proces nadomeščanja in nadgrajevanja dela z UI se ne bo odvijal na ravni zaposlitev, temveč na ravni opravil. Agrawal in drugi (2018) pojasnjujejo, da so tudi zaposlitve, podobno kot delovni tokovi, sestavljene iz posameznih opravil, ki se bodo z vpeljavo UI reorganizirala. Pričakujejo, da se bodo spremembe zaposlitev zaradi vpeljave UI v posamezna opravila odvile v oblikah nadgrajevanja, krčenja in prenove obstoječih zaposlitev ter premika zahtevanih kompetenc. Napovedujejo, da se bo posledično spremenilo tudi povpraševanje po kompetenčnih profilih in relativni donosi posameznih kompetenc.

Čeprav zgodovinske izkušnje kažejo, da imajo nove tehnologije dolgoročno neto pozitiven učinek na količino opravil in posledično tudi na število zaposlitev, to še ne pomeni, da bo enako veljalo tudi pri UI, kar potrjuje trend difuzije IKT in robotike v gospodarstvu. Acemoglu in Restrepo (2019b) primerjata prispevek učinkov k rasti povpraševanja po delu v obdobjih 1947–1987 in 1987–2017. Ugotavljata, da je v prvem obdobju izpodrivni učinek zmanjševal povpraševanje po delu v povprečju za 0,48 % letno, kar je skoraj v celoti nadoknadil reintegracijski učinek, ki je povečeval povpraševanje po delu za 0,47 %. V drugem obdobju je negativni prispevek izpodrivnega učinka letno znašal 0,7 %, pozitivni reintegracijskega pa le 0,35 %. Dodajata, da je rast produktivnosti z 2,4 % v prvem upadla

na 1,54 % v drugem obdobju, kar je zmanjšalo tudi produktivnostni učinek povpraševanja po delu. Dve obdobji razmejujeta dve fazi tretje industrijske revolucije oziroma četrti in peti Kondratiev val. Ker UI nadaljuje tehnološke trende IKT in robotike, je pričakovano tudi nadaljevanje trendov učinkov teh tehnologij na trg dela.

Čeprav je vpliv UI na trg dela zaenkrat še omejen, zgodnje raziskave in argumentacije nakazujejo na njen višji potencial za nadomeščanje opravi v primerjavi s prejšnjimi TSR. Acemoglu in drugi (2022) z analizo objav prostih delovnih mest v obdobju 2010–2018 ugotavljajo, da je na nivoju podjetja en standardni odklon povečanja izpostavljenosti UI v povprečju povezan s 16 % rastjo delovnih mest z zahtevanimi kompetencami UI in s 14 % upadom brez slednjih. Na podlagi teh ugotovitev sklepajo, da je izpodrivni učinek dominanten pri vplivu UI na opravila. Agregatnega učinka UI na trg dela niso zaznali, kar kaže na še nizko stopnjo difuzije UI v gospodarstvu. Trajtenberg (2019) prav tako pričakuje več nadomeščenih kot pa novih opravi v primerjavi s prejšnjimi TSR. Čeprav pričakuje večje število nadomeščenih delavcev, priznava, da bo od smeri razvoja tehnoloških sprememb, na katere lahko vplivajo tudi razvojne politike, odvisno, ali bodo UI–inovacije zlasti izboljševale človeške sposobnosti ali pa nadomeščale ljudi. Primerja, da imajo prve izjemen potencial za povečanje človeške ustvarjalnosti in produktivnosti, druge pa bodisi popolnoma nadomestijo ljudi ali pa jih usmerjajo v dela z nižjo dodano vrednostjo. Ocenjuje, da so proizvodna opravila večinoma, kjer je to mogoče, že avtomatizirana, in napoveduje, da bo za razliko od prejšnjih industrijskih revolucij naslednji val avtomatizacije usmerjen zlasti v avtomatizacijo opravi, ki jih opravljajo delavci znanja (angl. knowledge workers). Zagovarja, da ima tovrstna avtomatizacija večji učinek substitucije (angl. substitution effect) v primerjavi z avtomatizacijo industrijskih opravi z roboti. Slednje potrjujejo Eloundou in drugi (2023) z raziskavo vpliva uporabe velikih jezikovnih modelov na trg dela v ZDA. Ugotavljajo, da bodo imele te rešitve vpliv na vsaj 10 % opravi od 80 % zaposlenih in vsaj 50 % opravi od 19 % zaposlenih. Poudarjajo, da uporaba teh modelov v programskih orodjih omogoči 47–56% hitrejše opravljanje opravi z enako stopnjo kakovosti.

## **5.5 Dohodkovna neenakost**

Z difuzijo UI v gospodarstvu se bodo nadaljevali ali celo pospešili tudi trendi razdelitve dohodka, nastali zaradi uporabe IKT–tehnologij. To velja tako pri dohodku iz dela glede na kompetence za delo z novimi tehnološkimi možnostmi kot tudi za razdelitev dohodka med proizvodnimi dejavniki, zlasti med delom in kapitalom. Domadenik in drugi (2017) v obdobju 2010–2015 ugotavljajo pozitivno korelacijo med rastjo dohodka in stopnjo digitalizacije pri zaposlenih z najmanj srednješolsko izobrazbo, medtem ko je ta pri zaposlenih z osnovnošolsko izobrazbo negativna. V obdobju 2014–2018 je v petih državah EU z najvišjim deležem podjetij z zelo visokim indeksom digitalne intenzivnosti povprečna letna rast dohodka po kupni moči na opravljeno uro dela zaposlenih z osnovnošolsko izobrazbo znašala –2,3 %, s srednješolsko –1,3 % in z visokošolsko –1,5 % (Eurostat, 2020, 2023c). V istem obdobju so rasti v petih državah z najvišjim deležem podjetij z zelo nizkim

indeksom znašale 25 % z osnovnošolsko in 18,9 % s srednješolsko (podatki za visokošolsko za te države niso razpoložljivi) (Eurostat, 2020, 2023c). Ti podatki kažejo na povezavo med intenzivnostjo uporabe IKT-tehnologij v gospodarstvu in rastjo dohodka zaposlenih glede na stopnjo izobrazbe.

Avtomatizacija znižuje delež dela v nacionalnem dohodku v prid kapitalu, še zlasti če v slednjega štejejo tudi človeški kapital. Sachs (2019) potrjuje, da se delež dela najprej zniža v panogah s pretežno strukturo delovnih mest, ki jih sestavljajo rutinska opravila, in z nizko kvalificirano delovno silo, torej z nizko vrednostjo človeškega kapitala. Kot primer navaja panogo proizvodnje v ZDA, v kateri se je delež dohodka dela med letoma 1987 in 2015 z 61,7 % znižal na 48,9 %. Dodaja, da se je zaradi avtomatizacije hkrati spremenila tudi struktura zaposlenih v smeri višje kvalificiranih profilov, zato je ta upad deleža dohodka dela najbrž podcenjen, ker slednji vključuje tudi naraščajočo vrednost človeškega kapitala. Sklepa, da se zaradi širjenja avtomatizacije posledično povečuje delež nacionalnega dohodka, ki pripade višje kvalificirani delovni sili. Nadaljuje, da je pomemben vir premika nacionalnega dohodka v prid kapitala tudi intelektualna lastnina. Ugotavlja, da se je ta v ZDA kot delež v BDP v zadnjih 70 letih zvišala s 4,5 % na 14 %. Slednje v kombinaciji z zvišanjem deleža raziskav in razvoja v BDP v istem obdobju z 1,3 % na 2,6 % in deleža visoko kvalificirane delovne sile (več kot diploma) s 6,6 % na 13,2 % med letoma 1975 in 2016 interpretira kot povečano vlogo znanosti in tehnologije v gospodarstvu, posledica katere je tudi naraščajoča avtomatizacija. Tudi Sachs pričakuje, da se bo UI postopoma širila tudi na avtomatizacijo manj ponavljajočih se in manj predvidljivih opravil in s tem tudi v panoge s pretežno višje kvalificirano delovno silo ter se bo zato premaknil nacionalni dohodek k lastnikom kapitala v obliki osnovnih sredstev in intelektualne lastnine. Če slednje vodi v akumulacijo kapitala, to poveča produktivnost, zlasti v gospodarstvih z nizko količino kapitala.

V petih državah EU z najvišjim deležem uporabe UI med podjetji se je v obdobju 2017–2022 delež dohodka zaposlenih v BDP v povprečju zvišal za 0,44 o. t., delež bruto presežka poslovanja in mešanega dohodka pa za 0,14 o. t. (Eurostat, 2023b, 2023d). V istem obdobju se je v petih državah z najvišjim deležem podjetij, ki ne uporabljajo rešitev UI, delež dohodka zaposlenih v BDP v povprečju znižal za 0,02 o. t., delež bruto presežka poslovanja in mešanega dohodka pa zvišal za 0,78 o. t. (Eurostat, 2023b, 2023d). Bruto presežek poslovanja in mešani dohodek je izravnalna spremenljivka med GDP in seštevkom njegovih komponent pri dohodkovnem pristopu ter jo uporabljamo za oceno dohodka kapitala. Ti podatki ne nakazujejo na agregatno povečanje deleža dohodka kapitala v BDP na račun dohodka dela glede na intenzivnost uporabe UI v gospodarstvu. Treba je opozoriti, da ti podatki dohodek človeškega kapitala vključujejo med dohodek zaposlenih.

Tehnološki napredek povzroči prerazdelitev dohodka dela poleg h kapitalu tudi k drugim proizvodnim dejavnikom. Korinek in Stiglitz (2019, str. 365–374) razlagata, da je razdelitev dohodka med proizvodne dejavnike odvisna od njihovih mejnih proizvodov, ki se z avtomatizacijo spremenijo. V skrajnem primeru, ko je človeško delo mogoče popolnoma

avtomatizirati, tj. ko stroji predstavljajo substitut delu, se zaradi spremembe relativne ponudbe med obema na kratek rok dohodek prerazdeli h kapitalu. Sklepata, da bo dolgoročno rast omejena zaradi neobnovitvenega proizvodnega dejavnika (angl. irreproducible factor), kot sta zemlja in energija, h kateremu se bo tudi prerazdelil ves dodatni dohodek iz tehnološkega napredka. Nadaljujeta, da je vir dohodkovne neenakosti v okolju hitrega tehnološkega napredka tudi inoviranje. Utemeljujeta, da trgi za inoviranje niso popolnoma konkurenčni, zato je donos na inoviranje na splošno pozitiven, kar je pojav, poznan kot inovatorske rente (angl. inovator rents). Menita, da tudi inoviranje vpliva na cene proizvodnih dejavnikov in posledično na razdelitev dohodka. V tem primeru se slednji prerazporedi k podjetnikom, ko avtomatizacija povzroči znižanje dohodka dela. To lahko na drugi strani predstavlja spodbudo za inovacijsko aktivnost ter protiutež negativnemu učinku UI na slednjo zaradi pospešitve imitiranja in kreativne destrukcije.

Pospešena avtomatizacija opravil ne povečuje le dohodkovne neenakosti, temveč lahko omejuje tudi rast nacionalnega dohodka. Acemoglu in Restrepo (2019a) pričakujeta, da bo neujemanje kompetenc na trgu dela upočasnilo prilagajanje trga dela na spremembe, zato bo poleg povečane dohodkovne neenakosti omejena tudi rast produktivnosti. Opozarjata, da produktivnostni učinek deluje preko povečanja potrošnje, zato neenakomerna razdelitev dohodka v prid višjim dohodkovnim razredom z nižjo nagnjenostjo k potrošnji oslabi tudi ekspanzivni učinek avtomatizacije na gospodarstvo, vključno s upočasnitvijo ustvarjanja novih opravil. Tudi Littman in drugi (2021, str. 56–58) opozarjajo, da lahko nekatere nove tehnologije, kot je UI, učinkujejo na gospodarstvo na način, da povzročijo povečanje neenakosti ob odsotnosti rasti produktivnosti. V obdobju 2017–2022 se je v petih državah EU z najvišjim deležem podjetij, ki uporabljajo UI, produktivnost dela na opravljeno uro v povprečju zvišala za 8 %, medtem ko se je neenakost v teh državah, merjena z razmerjem med zgornjim in spodnjim kvintilom bruto tržnega dohodka, v istem obdobju znižala za 11,9 % (Eurostat, 2023b, 2023č, 2023e). V istem obdobju se je produktivnost v petih državah z najvišjim deležem podjetij, ki ne uporabljajo UI, zvišala za 13 %, neenakost pa se je znižala za 7,4 % (Eurostat, 2023b, 2023č, 2023e). Ti podatki ne nakazujejo na povezavo med rastjo produktivnosti in gibanjem neenakosti glede na stopnjo intenzivnosti uporabe UI v gospodarstvu.

## **5.6 Vplivi umetne inteligence na poslovanje podjetij**

Tehnologija je najpomembnejši dejavnik povečanja učinkovitosti poslovanja, kar se odraža v nižjih cenah proizvodov oziroma v višjih dobičkih. Ker je tehnologija relativno neizključljiva in hitro prenosljiva, Li in drugi (2017, str. 631–633) predvidevajo, da bo večina podjetij zaradi pritiska po učinkovitosti poslovanja in prilagodljivosti proizvodov prisiljena v preoblikovanje poslovanja iz odzivne in stroškovno učinkovite ter masovne proizvodnje v napovedno kibernetično–fizično proizvodnjo. Poudarjajo, da bo slednje zahtevalo prilagoditve v organizaciji in vodenju poslovanja, zlasti v smeri kooperativnega managementa in usposabljanja osebja za delo z inteligentnimi tehnologijami. Napovedujejo,

da bo transparentnost informacij in izbire, ki bo na voljo potrošnikom v digitalno povezanem svetu, izoblikovala nekakšno globalno tržno platformo, ki bo, vezano na individualizacijo proizvodov, vključevala potrošnika v vseh členih dobavne verige. Sklepajo, da bodo podjetja v takšnem okolju visoke stopnje konkurence za uspešnost oziroma preživetje morala v celoti privzeti globalni vidik poslovanja.

Kot sem prikazal v tretjem poglavju, je danes dominantna tehnika UI strojno učenje, katerega bistvena značilnost je napovedovanje. Ker so natančne napovedi ključne za uspešnost poslovanja, bo sprememba narave napovedovanja na to močno vplivala. Agrawal in drugi (2018), ki proučujejo strojno učenje z ekonomskega vidika, vidijo njegov največji potencial v nižanju stroškov napovedovanja, ki je ključni element odločanja. Napovedovanje obravnavajo kot proizvodni dejavnik, sprememba cene katerega vpliva na povpraševanje po drugih proizvodnih dejavnikih in na njihove cene. Skladno s tem pričakujejo povečanje povpraševanja po komplementih napovedovanju in rasti cen teh ter zmanjšanje povpraševanja po substitutih napovedovanja in upadu cen slednjih. Med komplemente napovedovanju vključujejo podatke, presojo in dejanja, kot substitut pa izpostavljajo človeško napovedovanje. Predvidevajo, da bo sprememba relativnih cen teh dejavnikov povzročila preobrazbo poslovnih strategij in modelov podjetij. Dodajajo, da bo natančnost strojnega napovedovanja znižala povpraševanje po proizvodih in storitvah, ki rešujejo izziv slabega napovedovanja, ki se pojavlja zlasti pri kompleksnejših situacijah in odločitvah. Opažajo, da so mnoge izmed obstoječih rešitev obvladovanja tveganj za ta izziv osnovane na principu zadovoljivosti (angl. satisficing), ki je značilna rešitev v okoljih pomanjkljivih informacij. Nekatere dodatne prednosti natančnejšega napovedovanja pri poslovanju so hitrejša in natančnejša identifikacija tržnih segmentov in niš, zmanjšanje tveganj pri investicijah ter individualizirano določanje cen ter s tem zajem večjega dela potrošniškega presežka (angl. consumer surplus).

Uporaba UI v poslovnih procesih že izkazuje pozitivne poslovne učinke, zato se v zadnjih letih povečujejo tudi naložbe v UI–rešitve. McKinsey & Company (2021, str. 4) v raziskavi ugotavlja, da je 23–51 % (odvisno od poslovne funkcije) od sodelujočih podjetij z uvedbo UI v poslovanje stroške poslovne funkcije znižalo za več kot 20 %. Največji delež (51 %) v storitvenem poslovanju, obvladovanju tveganj (41 %) in managementa človeških virov (40 %). Povečanje prihodkov zaradi UI za več kot 10 % poroča največ podjetij (15 %) v poslovnih funkcijah storitvenega poslovanja, managementu človeških virov in razvoja produktov. Področja uporabe z najvišjimi zasebnimi naložbam v UI v obdobju 2017–2021 so zdravstvo (29 milijard USD), obvladovanje in obdelava podatkov ter oblak (27 milijard USD), finančna tehnologija (25 milijard USD), maloprodaja (22 milijard USD), industrijska avtomatizacija in mreža (19 milijard USD) ter avdio–vizualno področje (17 milijard USD) (Zhang in drugi, 2022, str. 158).

Tabela 6 povzema pozitivne in negativne vidike oziroma učinke vplivov umetne inteligence na gospodarstvo po področjih uporabe oziroma vpliva.

Tabela 6: Pozitivni in negativni vidiki/učinki vplivov UI na gospodarstvo po področjih uporabe/vpliva

Področje uporabe/vpliva	Pozitivni vidiki/učinki	Negativni vidiki/učinki	Viri
Gospodarska rast	Dolgoročno višja rast produktivnosti.	Kratkoročno nižja rast produktivnosti, zmanjšanje inovacijske aktivnosti.	Brynjolfsson, Rock & Syverson (2019) in Aghion, Jones & Jones (2019)
Univerzalne UI-rešitve	Zmanjšanje minimalnega učinkovitega obsega poslovanja.	Znižanje kakovosti produktov.	Varian (2019, str. 399–415)
Ekonomije obsega in ekonomije povezanosti	Izboljševanje kakovosti produktov.	Konkurenčno okolje »zmagovalec pobere vse«.	Goldfarb & Trefler (2019, str. 468–471)
Mednarodna menjava	Difuzija znanja, povečan obseg dejavnosti, povečanje konkurence.	Povečanje vpliva velikih tehnoloških podjetij.	Goldfarb & Trefler (2019, str. 463–465)
Vračanje dejavnosti	Vrnitev preseljene proizvodnje, znižanje tveganj globalnih dobavnih verig.	Znižanje neposrednih tujih naložb, znižanje izvoza.	A. T. Kearney (2023)
Opravila in zaposlitve	Nadgrajevanje človeškega dela, ustvarjanje novih opravil in zaposlitev.	Nadomeščanje opravil in zaposlitev.	Acemoglu & Restrepo (2019a)
Trg dela	Produktivnostni učinek.	Izpodrivni učinek.	Acemoglu & Restrepo (2019a)
Dohodkovna neenakost	Povečanje inovacijske aktivnosti, akumulacija kapitala.	Znižanje deleža dohodka dela v BDP.	Korinek & Stiglitz (2019, str. 365–374) in Sachs (2019)
Globalna tržna platforma	Povečanje potrošniške izbire.	Težave oziroma propad podjetij s šibkejšimi tehnološkimi kompetencami.	Li, Hou & Wu (2017, str. 631–633)
Strojno napovedovanje	Nižji stroški napovedovanja.	Znižanje povpraševanja po človeškem napovedovanju.	Agrawal, Gans & Goldfarb (2018)

Vir: lastno delo.

Ugotovitve tega poglavja potrjujejo predvidevanja, da difuzija UI v gospodarstvu ne bo le pospešila večine trendov tehnološkega napredka iz zadnjih desetletij, temveč bo tudi povzročila nekatere radikalne spremembe, tako strukturne kot tudi za poslovanje podjetij. Soočila nas bo tudi z nekaterimi popolnoma novimi izzivi, ki lahko imajo močne negativne posledice. Za omilitev teh in za dolgoročno uspešnost tehnološke tranzicije za vse skupine prebivalstva bo ključna vloga države. Zato je predmet naslednjega poglavja opredelitev primernih ukrepov ekonomskih in razvojnih politik.



## **6 PRIPOROČILA ZA EKONOMSKO POLITIKO IN REGULATIVO TER ZA POSLOVANJE PODJETIJ**

Ker sem v prejšnjem poglavju opredelil nekatere pomembne izzive za gospodarstvo v dobi UI, je njegovo naravno nadaljevanje opredelitev primernih odzivov politik nanje. V tem poglavju bom najprej pregledal obstoječe stanje regulative umetne inteligence, nato pa analiziral možne ukrepe po posameznih področjih gospodarstva in podal nekaj priporočil za ekonomsko politiko in regulativo ter za poslovanje podjetij.

### **6.1 Obstoječe stanje regulative umetne inteligence**

Regulativne rešitve na področju UI so v večini držav še v vzpostavljanju, sprejete pa so zaenkrat le na specifičnih področjih uporabe UI, zlasti v okviru zaščite človekovih pravic. Pristopi k regulativi UI se po državah razlikujejo glede na značilnosti njihovega institucionalnega sistema. The Economist Intelligence Unit (2023) primerja pristope k regulativi UI med EU, ZDA in Kitajsko. Publikacija označuje EU kot vodilno pri tem procesu z najbolj definiranimi in strogimi pravili ter z najmočnejšim globalnim vplivom. V ZDA ne vidi perspektive za uvedbo celovite regulative UI na federativnem nivoju zaradi prednostne obravnave inovativnosti, politične razdeljenosti zakonodajne veje oblasti in avtonomnosti posameznih držav pri oblikovanju pravil. Napoveduje, da bo regulativa UI v ZDA potekala preko sodne veje oblasti, z odločanjem v posameznih zadevah. Kitajsko regulativo UI vidi kot neločljivo povezano z oblastjo in nadzorom Komunistične partije. Sprejetje celovite regulative UI na Kitajskem pričakuje do konca leta 2023, prepozna pa jo kot podobno EU–regulativi, vendar v skladu s prioritetami oblasti in usmerjeno izključno na domači trg. Te raznolike regulativne režime povzema kot nadaljevanje tehnološke fragmentacije in regionalizacije.

Evropska unija pri procesu uvedbe regulative na področju UI vodi, saj je že sprejela nekatere celovite pakete rešitev oziroma so v zaključnih fazah dogovarjanja. The Economist Newspaper Limited (2023) kot uspešno rešitev izpostavlja Splošno uredbo o varstvu podatkov (angl. General data protection regulation, v nadaljevanju GDPR), ki ureja ravnanje s podatki uporabnikov in je pričela veljati leta 2018. Publikacija opaza, da je GDPR postal globalen zgled za regulativne rešitve na tem področju. Dodaja, da je GDPR postal standard, ker ga spletne platforme zaradi učinkovitosti uporabljajo tudi v državah izven Evrope, vendar opozarja, da slednje ne bo nujno veljalo tudi za prihodnje regulativne rešitve EU.

Leta 2021 je Evropska komisija (2023a) predstavila paket ukrepov, ki predstavlja osnovo za vzpostavitev celovite regulative na področju UI. Paket je del v Evropski UI–strategiji opredeljenega projekta Evropskega pristopa k umetni inteligenci, ki stremi k odličnosti UI v EU ob hkratnem zagotavljanju osredotočenosti UI na človeka in zaupanju. EU je prepoznala dostop do kvalitetnih podatkov kot ključen element za doseg tega cilja. Skladno s tem namenom so na ravni EU nastale tri glavne iniciative. Leta 2024 se pričneta uporabljati akta

o digitalnih storitvah in digitalnih trgih, ki urejata zaščito pravic uporabnikov in spodbujata konkurenčnost na teh trgih ter zadevata zlasti spletne posrednike in platforme (Evropska komisija, 2023b). V septembru 2023 se prične uporabljati Evropski akt o upravljanju podatkov, katerega glavni namen je povečanje razpoložljivosti kvalitetnih podatkov. EU bo to dosegla z ukrepi omogočanja dostopa do javnih podatkov, s pravili za posrednike podatkov ter z omogočanjem čezmejnega in medpanožnega deljenja podatkov in učinkovitejšega dostopa do njih (Evropska komisija, 2022a). Strategija za kibernetiko varnost cilja narediti EU odpornejšo na grožnje v digitalnem prostoru in tako omogočiti izkoristek potenciala tehnologij kibernetiko–fizičnih sistemov (Evropska komisija, 2022b). V obravnavi je tudi Pravilnik o UI (angl. AI Act) s ciljem dogovora do konca leta 2023, ki določa intenzivnost regulacije glede na klasifikacijo tveganja posameznih skupin UI–rešitev. V kategoriji nesprejemljivega tveganja pravilnik celo prepoveduje rešitve, kot so kognitivno–vedenjska manipulacija, družbeno ocenjevanje in biometrična identifikacija v realnem času (Evropski parlament, 2023).

Članice EU poleg dogovarjanja o skupni strategiji in pravilih na evropski ravni določajo tudi lastne politike na področju UI. Slovenija je leta 2021 sprejela Nacionalni program spodbujanja razvoja in uporabe umetne inteligence v Republiki Sloveniji do leta 2025 (v nadaljevanju NpUI), ki določa deset strateških ciljev na šestih področjih izvajanja (Ministrstvo za digitalno preobrazbo, 2023). Namen NpUI je izkoristiti potencial znanja na področju UI v kombinaciji z relativno majhnostjo države, kar lahko omogoča učinkovitejše obvladovanje projektov. Vizija je na temelju raziskovalnih dosežkov postati mednarodno prepoznavna država na področju UI, s sledenjem EU principom usmerjenosti UI na človeka in zaupanju v UI–rešitve ob hkratnem ohranjanju nacionalne kulturne identitete (Ministrstvo za digitalno preobrazbo, 2023).

Čeprav je regulativa UI še v vzpostavljanju, se ta v zadnjih letih pojavlja v vse več pravnih aktih držav. Zhang in drugi (2022, str. 175–177) ugotavljajo, da se je v zakonodaji 25 analiziranih držav beseda »umetna inteligenca« leta 2016 pojavila le v enem zakonu, leta 2021 pa že v osemnajstih. V tem obdobju so največ od teh zakonov sprejele ZDA (18), Rusija (6) in Belgija, Španija ter Združeno kraljestvo (vsaka 5). Sicer je bilo v ZDA v obdobju 2015–2021 sprejetih le 2 % predlogov zakonov, povezanih z UI, kar potrjuje težavnost prenašanja regulative UI v pravni red.

Glavne kritike regulative UI izhajajo iz skrbi, da bodo pravila na tem področju zavirala inoviranje. Tako se v razpravah pogosto omenja, da GDPR omejuje razvoj UI, ker omejuje dostop do podatkov, ki so potrebni za učenje UI–sistemov. Vendar pa je ta ugotovitev za konkurenčnost gospodarstva EU trenutno manj relevantna, saj GDPR zadeva podatke potrošnikov, pri produktih katerih je EU najverjetneje že neulovljivo zaostala za ZDA in Kitajsko. S tega vidika bo za EU pomembnejši razvoj na področju industrijske UI, na katerem EU še lahko postane vodilna sila. Če se bodo preference potrošnikov usmerile v zasebnost in varnost, ima tudi v tem segmentu »evropska« UI možnosti za uspeh, saj je za uveljavitev tehnologije splošne rabe ključna njena difuzija ter ne začetno obdobje njene

uporabe. Evropski akt o upravljanju podatkov je korak v pravi smeri, saj so razpoložljivi kvalitetni podatki ključni za uspešno učenje UI–sistemov in za konkurenčnost UI–produktov. Ukrepi na področju kibernetike bodo zagotovili zaščito podatkovnih prostorov in s tem omogočili izkoristek kar največje količine podatkov. Akta o digitalnih storitvah in digitalnih trgih bosta z regulativo uporabe UI–rešitev povečala zaupanje potrošnikov vanje in s tem spodbudila naložbe v njihov nadaljnji razvoj. Pravilnik o UI bo določil tako splošni okvir za razvoj in uporabo UI–rešitev v skladu z evropskimi vrednotami kot tudi specifične ukrepe po posameznih področjih uporabe. Na ta način bo predstavljal vodilo za nadaljnji razvoj UI ob hkratnem zagotavljanju varnosti UI–sistemov in zaupanja vanje.

## **6.2 Institucionalna ureditev**

Določitev in uvedba splošne regulative UI je zahteven politični izziv. Trenutno je regulativa UI še precej razdrobljena po prostovoljnih politikah in pravilih posamičnih raziskovalnih skupin ter večjih tehnoloških podjetij oziroma platform, zlasti v ZDA. Združitev teh parcialnih rešitev v koherentno regulativo, skladno s pravnim redom, ob upoštevanju interesov civilne družbe, je kompleksen proces. Ne nepomemben razlog za slednjega je pomanjkljivo razumevanje UI tako med prebivalstvom kot tudi med odločevalci. Nedomišljene regulativne rešitve na področju UI lahko upočasnijo inoviranje in zmanjšajo konkurenčnost podjetij ter posledično gospodarstva.

Obstoječi socialni sistemi, ki so nastali v obdobju po drugi svetovni vojni in so pretežno prilagojeni industrijski družbi, se kažejo kot neprimerni pri strukturni preobrazbi gospodarstva in družbe. Trajtenberg (2019, str. 178–179) opozarja, da bo povečano število z avtomatizacijo nadomeščenih delavcev v dobi UI sovpadlo z demografskimi trendi zmanjševanja rodnosti in podaljševanja pričakovane življenjske dobe. Pomemben se mu zdi tudi trend demokratizacije pričakovanj, ko vsi državljani pričakujejo udeležbo pri gospodarskem razvoju. Obstoječe socialne sisteme zaradi naštetih dejavnikov vidi kot nezadostne. Za uspešno tehnološko tranzicijo tudi on predlaga širšo vlogo in odgovornost države pri tehnološki preobrazbi gospodarstva, zlasti na področjih izobraževanja, osebnih storitev in v smeri tehnoloških sprememb.

Vloga države in institucij bo za naravo in smer tehnološke preobrazbe v četrti industrijski revoluciji pomembnejša, kot je bila pri prejšnjih industrijskih revolucijah. Acemoglu in Restrepo (2019a) menita, da lahko politike in institucije vplivajo tako na hitrost in obseg avtomatizacije kot tudi na ustvarjanje novih opravil. Opozarjata, da lahko nižja obdavčitev kapitala v primerjavi z delom, neučinkovitosti na trgu dela in ozka usmerjenost raziskovalcev ter odločevalcev na povečevanje avtomatizacije povzročijo prekomerno avtomatizacijo, ki neposredno omejuje produktivnost. Ker različne uporabe UI različno učinkujejo na trg dela, na primer s komplementarnostjo delu ali z ustvarjanjem novih opravil, kot pomembne vidita tudi odločitve o naložbah v tehnologije. Izpostavljata tudi pomembnost

institucionalne ureditve glede razdelitve produktivnostnih pridobitev novih tehnologij med celotno prebivalstvo, saj če slednja ne bo ustrezna, lahko politični odziv omeji tehnološki razvoj. Za državo bo povečana vloga in odgovornost v dobi UI izjemno zahteven izziv, saj lahko sama le vpliva na tehnološki razvoj, ne more pa ga usmerjati, prav tako pa je njegova smer negotova (Bavec in drugi, 2019, str. 103).

### **6.3 Urejanje trga dela in politika izobraževanja ter usposabljanja**

Intenzivnost motenj na trgu dela ne bo odvisna zgolj od hitrosti in obsega nadomeščanja človeškega dela, temveč tudi od hitrosti ustvarjanja novih opravil, ki jih učinkoviteje opravljajo ljudje. Tudi Acemoglu in Restrepo (2019a) kot neposredno protiutež izpodrivnemu učinku avtomatizacije vidita ustvarjanje novih opravil, vendar opozarjata, da slednja sama niso dovolj za izogib motnjam na trgu dela zaradi avtomatizacije. Za zmanjšanje slednjih kot ključno izpostavljata učinkovito prerazporeditev delavcev na nova opravila oziroma v nove panoge. Skrajšanje časa za iskanje ujemanja med delovnimi mesti in profili ter usposabljanje za opravljanje novih opravil navajata kot glavna načina za doseg tega cilja. Trajtenberg (2019, str. 182–184) predvideva, da bo večina novih zaposlitev v prihodnosti nastala v storitvenem sektorju, zlasti v zdravstvu in v socialnem varstvu, torej na področju osebnih storitev. Ker je možnost avtomatizacije pri teh delih zelo omejena, meni, da je njihova ogroženost zaradi te nizka. Dodaja, da mnogi izmed teh poklicev ne zahtevajo kvalifikacij in predvsem zato je plačilo za ta dela nizko. Kot možno rešitev predlaga profesionalizacijo teh poklicev, kot je bil na primer po drugi svetovni vojni profesionaliziran poklic medicinske sestre. Pri tem izpostavlja področja, ki so ključna za uspešno tranzicijo trga dela, kot sta vzgoja in izobraževanje v zgodnjem otroštvu. Verjame, da lahko UI v prihodnosti pri teh poklicih igra komplementarno vlogo in dvigne produktivnost tudi v storitvenem sektorju. Ker ima v storitvenih panogah pomembno vlogo država, zlasti v zdravstvu in izobraževanju, to odpira dodatne možnosti za ukrepe na področju urejanja trga dela (Korinek in Stiglitz, 2019, str. 377).

Uporaba UI–rešitev v poslovnih procesih bo znižala vrednost pridobljenih znanj za opravljanje definiranih opravil ali jih celo naredila neuporabne. Ob zagotavljanju splošne izobrazbe bo za razvoj zaposlenih ključno razvijanje potrebnih kompetenc in usposobljenosti za sodelovanje z UI–sistemi. Ustrezna prenova izobraževalnega sistema v smeri ujemanja kompetenc z zahtevami novih tehnologij bo ključna tudi za izkoristek potenciala slednjih za povečanje produktivnosti in enakomerne razdelitve njenih pridobitev (Acemoglu in Restrepo, 2019a). Trajtenberg (2019, str. 180–182) vidi prenovo današnjega izobraževalnega sistema z visoko strukturiranimi in standardiziranimi vsebinami, ki v osnovi še vedno izhajajo iz druge industrijske revolucije, kot enega izmed glavnih izzivov četrte industrijske revolucije. Zaradi dostopnosti znanja in informacij ter zahtev po delu s smislom že nekaj časa zaznava potrebo po prenovi, s pojavom UI v poslovnih procesih pa to vidi kot nujno. Zahtevane kompetence v dobi UI razdeljuje na tri tipe: 1) analitičnost, ustvarjalnost in prilagodljivost; 2) medosebni odnosi in komunikacija; 3) čustvena inteligenca. Meni, da

so današnji izobraževalni sistemi šibki na področju razvoja teh kompetenc, zato bodo potrebni ciljni ukrepi, zlasti v zgodnji fazi izobraževanja. Zaradi zahtev trga dela po hitrem in konstantnem prilagajanju kompetenc bo ključen tudi proces vseživljenjskega učenja. Podobno kot pri raziskavah in razvoju bo izrednega pomena vloga države in njene investicije v izobraževanje ter to, da pozitivni rezultati slednjih pripadejo vsem državljanom in ne le zasebnim podjetjem.

#### **6.4 Razdelitev dohodka in sistem socialne varnosti**

Razdelitev dohodka bo pomemben družbeno-politični izziv v dobi UI. Korinek in Stiglitz (2019, str. 353–365) pojasnjujeta, da je v primeru popolnih trgov (angl. perfect markets) in nizkih stroškov razdelitve dohodka s tehnološkim napredkom vedno mogoče doseči izboljšanje položaja za celotno prebivalstvo oziroma Pareto izboljšanje (angl. Pareto improvement). Izpostavljata, da v realnosti neučinkovitosti na trgih povzročijo poslabšanje položaja za nekatere dele prebivalstva. Če je strošek razdelitve dohodka previsok in je zato ta neizvedljiva v zadostnem obsegu, sklepata, da bodo ti deli prebivalstva tehnološkemu napredku racionalno nasprotovali. Učinkovit način razdelitve dohodka je odvisen zlasti od vira neenakosti dohodka med proizvodnimi dejavniki. Če se ves dohodek od rasti produktivnosti zaradi tehnološkega napredka razporedi k neobnovitvenemu dejavniku, Korinek in Stiglitz (str. 374–376) predlagata njegovo obdavčitev, ker ima ta stalno ponudbo, s prerazporeditvijo pa se lahko doseže Pareto izboljšanje. Nadaljujeta, da če direktni transferji (angl. lump sum) niso mogoči, je prerazdelitev mogoče doseči z ukrepi za zmanjšanje inovatorskih rent, kot sta strožja protimonopolna politika in skrajšanje trajanja patentov ter z obdavčitvijo kapitala, zlasti monopolističnih dobičkov.

Ob pojavu večjih motenj na trgu dela in posledične visoke nezaposlenosti zaradi tehnološkega nadomeščanja dela je rešitev, ki se v javnih razpravah pogosto omenja, univerzalni temeljni dohodek (v nadaljevanju UTD). Ta bi z delno ločitvijo dela in dohodka zagotavljal minimalni dohodek vsem državljanom in tako nadomestil obstoječe programe socialnih prejemkov. Goolsbee (2019, str. 312–314) argumentira, da bi poenostavitev slednjih z UTD bila učinkovita v situaciji zelo visoke nezaposlenosti prebivalstva z nizkimi dohodki, saj UTD ne bi imel negativnih učinkov zaradi upada ponudbe dela. Hkrati opozarja na vsaj dva negativna učinka UTD tudi v takšni situaciji. Zaradi odsotnosti ciljanja na prejemnike, ki minimalni dohodek potrebujejo za preživetje, uvedba UTD zahteva namenitev večjega dela javnih sredstev za socialne prejemke. Negativni učinek se lahko pojavi tudi v primerih dodeljevanja slednjih v denarju namesto v naravi zaradi potencialne nenamenske porabe. Pri prvem negativnem učinku, ki ga navaja Goolsbee (2019), je treba upoštevati stroške celotnega socialnega sistema, ki vključuje tudi izdatke, kot so na primer stroški preverjanja upravičenosti do pravic, in ne le zneskov socialnih prejemkov. Drugi učinek pa je relevanten le za socialne sisteme, pri katerih obstaja praksa dodeljevanja socialnih prejemkov v naravi, kot je to v ZDA. Dodatni argument proti UTD leži v psihosociološkem vidiku dela. Če se preference glede smisla življenja, povezanega z delom,

v dobi UI ne bodo bistveno spremenile in bo ta vidik dela ostal pomemben za vsaj del prebivalstva, je bolj smiselno, da država s subvencijami ohranja zaposlitve in ne le prerazporeja dohodek (Korinek in Stiglitz, 2019, str. 381).

V dobi UI se bodo pojavili tudi nekateri novi tehnološko specifični izzivi, kot je neenakomerna razdelitev koristi UI–produktov. Goolsbee (2019, str. 310–312) izpostavlja, da imajo UI produkti najvišjo vrednost za potrošnike, katerih lastnosti so podobne lastnostim v učnih podatkih UI–sistemov, na katerih temeljijo ti produkti. Razlaga, da ta segment potrošnikov sestavlja večina dolgoročnih uporabnikov digitalnih produktov, ki imajo praviloma podobne demografske značilnosti. Zaradi individualizacije produktov slednji tem uporabnikom zagotavljajo višjo koristnost uporabe v primerjavi z uporabniki iz manj zastopanih demografskih skupin. Opozarja, da lahko posledično UI povzroči poglobljanje dohodkovne in geografske neenakosti in družbenih delitev ter s tem dodatne izzive za politiko. Pri učinkih tehnološkega napredka na življenjski standard je pomemben tudi vpliv novih in izboljšanih produktov, ki jih omogočajo nove tehnologije. Izbira novih in izboljšanih produktov v zadnjih desetletjih kaže na bistveno drugačno sliko življenjskega standarda potrošnikov srednjega sloja, kot jo prikazuje stagnacija mediane dohodka po kupni moči v istem obdobju. V dobi UI, zlasti pri digitalnih produktih z ničnimi mejnimi stroški, je ta učinek še izrazitejši. Pri prebivalstvu z nizkimi dohodki je ta učinek manjši, ker pretežni delež njihove potrošnje predstavljajo stroški bivanja in prehrane. Za izboljšanje oziroma vsaj ohranitev njihovega standarda so zato potrebni ukrepi politik.

## **6.5 Regulativa trga blaga in storitev**

Značilnost podatkov je, da so netekmovalna dobrina (angl. nonrival good), tj. da njihova uporaba ne zmanjšuje njihove količine. Uporaba konceptov in regulative, ki zadevajo urejanje trgov materialnih dobrin, je zato na področju digitalnih produktov neprimerna. Varian (2019, str. 405–412) predlaga obravnavo podatkov v kontekstu politike konkurence z vidika dostopa do podatkov (angl. data access) in ne lastništva nad podatki (angl. data ownership). Nadaljuje, da konkurenčna prednost na trgih UI–produktov kot naraščajoča funkcija količine podatkov ni le podatkovni mrežni učinek, kot je zaslediti v nekaterih razpravah na področju konkurenčnega prava. Podjetje mora namreč podatke ustrezno uporabiti, če želi z njimi doseči konkurenčno prednost. Zato meni, da je pri tem pojavu primerneje uporabiti koncept učenja z delom (angl. learning by doing).

Protimonopolna politika postaja vse relevantnejša na trgih UI–produktov zaradi pomembnosti ekonomij obsega na slednjih. Podjetja s prednostjo pri podatkih lahko natančneje diferencirajo cene produktov in s tem zajamejo večji del potrošniškega presežka ter posledično dosega višje marže. Regulativa se lahko na takšno neenako razmerje med podjetji in potrošniki odzove z različnimi ukrepi, na primer z omejitvami na področju zasebnosti potrošnikov ter diskriminacije cen (angl. price discrimination) (Goolsbee, 2019, str. 314). V primerih, ko obstajajo edinstveni podatki, do katerih ima dostop in jih nadzoruje

le eno podjetje, lahko na ta način to doseže nedosegljivo konkurenčno prednost. Chevalier (2019, str. 419–421) predlaga zagotovitev nujnih elementov dostopa do omrežja (angl. essential facility doctrine) kot eno izmed možnih rešitev. Vendar pri tem opozarja, da mora protimonopolna politika upoštevati vpliv regulative tudi na hitrost inoviranja ter ne zgolj na cene in količine. Slednje argumentira z dejstvom, da neprimerna regulativa zmanjša ekonomske spodbude investicij v raziskave in razvoj, če se pričakovana donosnost teh zaradi njihove neekskluzivne uporabe zniža pod stopnjo, ki še upravičuje izvedbo investicij. Dodaja, da mora primerna regulativa urejati tudi potencialne združitve in prevzeme, ki imajo za cilj ustvarjanje in nadzorovanje edinstvenih podatkov. Meni, da so v nekaterih primerih smiselne javne investicije v ustvarjanje, dostop in nadzor nad podatki.

Zasebnost in kibernetika varnost sta v digitalni dobi že nekaj časa pomembna izziva za regulativo, v četrti industrijski revoluciji pa se bo njun pomen še dodatno povečal. Ker obstajajo različne preference glede zasebnosti, ki zadevajo zbiranje in uporabo podatkov, se razlikujejo tudi politike na področju zasebnosti v različnih državah (Goldfarb in Trefler, 2019, str. 483). Varian (2019, str. 416–417) se osredotoča na spodbude za podjetja oziroma na meje, na katerih ta maksimirajo dobiček, in kakšen je primeren kompromis med zasebnostjo in varnostjo ter poslovno uspešnostjo. Opozarja, da lahko imajo pravila glede odgovornosti na osnovi enostavnih principov neželene stranske učinke, kot je na primer zanemarjanje določenih vidikov varnosti zaradi napačnih spodbud oziroma njihovega pomanjkanja. Pri določanju odgovornosti predlaga politiko skrbnosti (angl. due care), pri kateri se ugotavlja, ali je bila opravljena celotna standardna procedura za zagotovitev varnosti. Dodaja, da lahko na spodbude z določanjem pravil vpliva neposredno država ali pa se te oblikujejo na trgu, na primer s poslovnimi politikami zavarovalnic.

Ker odločitve UI–sistemov vse bolj vplivajo na življenje ljudi, te predstavljajo vse večji izziv za regulativo. Pri pravici do razlage sta osrednji vprašanji, kaj šteje kot zadostna razlaga in ali je primerno od UI–sistemov zahtevati razlago tudi v primerih, ko je ne more podati niti oseba, kadar ta sprejme odločitev v celoti sama (Varian, 2019, str. 417). Netransparentnost delovanja nevronske mreže pri globokem učenju in varovanje intelektualne lastnine v obliki algoritmov sta glavni oviri pri pravici do razlage. Prva ovira je še zlasti problematična ob uporabi strojnega učenja na podatkih, ki vsebujejo pristranosti, ki so pri pripravi podatkov težko zaznavne. Spodbuden je podatek, da 45 % visoko UI–sposobnih podjetij (in 31 % ostalih) od sodelujočih v raziskavi McKinsey & Company (2021, str. 6) odgovarja, da ima procese za zagotovitev razločljivosti UI–modelov. Varian (2019, str. 413–414) opozarja, da bo določen izziv za konkurenčno regulativo lahko predstavljalo algoritmično dogovarjanje (angl. algorithmic collusion). Razlaga, da gre pri slednjem za dogovarjanje med konkurenti, zlasti na duopolističnem trgu, na podoben način, kot ga poznamo iz teorije iger. Razlika je, da gre v primeru algoritmičnega dogovarjanja za avtomatizirano dogovarjanje med UI–sistemi. Za preprečevanje algoritmične diskriminacije in algoritmičnega dogovarjanja bodo potrebne ustrezne prilagoditve algoritmov. Državna regulacija UI–algoritmov je neizvedljiva, saj bi ta v skrajnosti pomenila tudi državno predpisovanje matematičnih

operacij v UI–modelih. Primerneje je, da se regulativa glede varnosti UI osredotoči po posameznih področjih in uporabah. Podjetja in ostale organizacije naj same poskrbijo, da so odločitve skladne z regulativo, tudi kadar so te rezultat UI. Kljub temu da mora država pri določanju regulative upoštevati vpletenost UI pri odločitvah organizacij, je torej primerneje, da se regulativa osredotoča na končne odločitve.

Uporaba obstoječe regulative na trgih UI–produktov se kaže kot pomanjkljiva in zato kot neprimerna ali celo neizvedljiva. Stone in drugi (2016, str. 10–11) predlagajo strokovno usposobljenost na področju UI na vseh nivojih vodenja države. Menijo, da je na začetku UI regulativo smiselno uvesti po principih uspešnih rešitev na področju digitalnih produktov in spodbujati razvoj obstoječih dobrih praks. Ob difuziji UI na področja, kot sta zdravstvo in promet, kot čedalje pomembnejše izpostavljajo zaupanje javnosti v UI. The Economist (2018) napoveduje, da bodo zaradi visokih ovir za vstop na trge UI–produktov dolgoročno izgubili potrošniki. Ker imajo mnogi izmed digitalnih UI–produktov nično denarno ceno, publikacija vidi uporabo tradicionalne regulative kot težavno, zlasti ob upoštevanju potencialnega zmanjšanja naložb in inoviranja. Ločitev dominantnih podjetij zaradi izgube uporabniških pridobitev ekonomij obsega ne vidi kot ustrezne rešitve in meni, da tudi ni vzdržna zaradi mrežnega učinka. Predlaga primernejšo uporabo obstoječega konkurenčnega prava in novo zakonodajo na področju uporabniških podatkov. V EU je bila slednja sprejeta leta 2018 (The Economist Intelligence Unit, 2023).

## **6.6 Politika mednarodne menjave**

Narava UI in njenih produktov zahteva tudi specifične politike na področju mednarodne menjave. Goldfarb in Trefler (2019, str. 467–481) pri slednjih izpostavljata preučitev učinkovitosti politike grozdov (angl. cluster policies), ki z namenom razvoja lokalnega gospodarstva omogočajo dolgotrajno konkurenčno prednost na trgih UI–produktov. Menita, da te študije otežuje pomanjkanje prakse in literature pri ekonomijah obsega, katerih vir so neposredni zunanji mrežni učinki, saj se področje mednarodne menjave tradicionalno nanje ni usmerjalo. Razumevanje zunanjih učinkov znanja (angl. knowledge externalities) vidita kot ključno pri uspešnosti takšnih politik. Ugotavljata, da se UI–strokovnjaki koncentrirajo na geografskih lokacijah univerz, specializiranih za določena področja UI, večja tehnološka podjetja pa odpirajo raziskovalne centre na teh lokacijah. Dodajata, da se tudi tehnološka podjetja koncentrirajo v določenih regijah, kot na primer v Silicijevi dolini in v Shenzhenu, ter s tem povečujejo produktivnost teh regij. Argumentirata, da lahko država v meri, v kateri so zunanji učinki nacionalni, s politikami raziskav in razvoja ter mednarodne menjave poveča delež v segmentih UI–produktov na globalnem trgu. Zagovarjata, da so politike s ciljanjem neposrednih zunanjih učinkov znanja preko spodbud za njegovo difuzijo in ustvarjanje prednostne.

Kljub temu da so politike raziskav in razvoja za povečanje konkurenčnosti prednostne, je zaradi zgodbe o UI–tekmi in vzratnem trendu globalizacije v zadnjih letih tudi na področju



UI pričakovana večja uporaba politike mednarodne menjave. Goldfarb in Trefler (2019, str. 482–488) pojasnjujeta, da lahko politike mednarodne menjave postavijo ovire za tujo konkurenco na trgih UI–produktov z domačim regulativnim okoljem, in sicer z regulativo, ki zadeva podatke, ali z regulativo panog uporab UI. Zaradi kompromisa med pravico do zasebnosti prebivalcev in sposobnostjo UI–sistemov lahko država s pravili na področju zasebnosti vpliva tudi na konkurenčnost podjetij. Avtorja opozarjata, da čeprav ohlapnejša pravila slednjim omogočajo konkurenčno prednost, lahko v mednarodni tekmi vodijo tudi v regulativno tekmo do dna. Ker po drugi strani strožja pravila otežujejo poslovanje zlasti domačim podjetjem, menita, da zasebnost ni verjetno orodje politike mednarodne menjave. Med slednje pa vključujeta pravila na področju lokalizacije podatkov s ciljem zvišanja stroškov poslovanja za tuja podjetja, ko ta ne smejo prosto prenašati uporabniških podatkov iz države. Dodajata, da lahko država domačim podjetjem zagotovi konkurenčno prednost tudi s privilegiranim dostopom do državnih podatkov. Nadaljujeta, da je z industrijsko regulativo in določanjem standardov pri uporabah UI prav tako mogoče zvišanje stroškov poslovanja za tuja podjetja. Slednje lahko vpliva tudi na inoviranje in vodi v vojne standardov med državami. Zaradi varnostnih razlogov lahko državni organi zahtevajo dostop do izvirne kode, kar predstavlja oviro za poslovanje zaradi poslovnih skrivnosti zlasti tujim podjetjem. Intelktualno lastnino, protimonopolna pravila, subvencije in nacionalno varnost avtorja prav tako prepoznavata kot možne protekcionistične politike.

Goolsbee (2019, str. 314–315) komentira tudi možnosti uporabe UI pri oblikovanju in izvajanju samih politik. Ker ključne odločitve pri slednjih zahtevajo zlasti presojo, vsaj zaenkrat ne vidi možnosti, da bi UI prevzela vodilno vlogo pri teh procesih. Dodaja pa, da lahko napovedna sposobnost UI izboljša natančnost politik. Napovedovanje je namreč pri slednjih vseprisotno, na primer pri ciljanih ukrepih in pri določanju verjetnosti dogodkov oziroma scenarijev.

## **6.7 Poslovanje podjetij**

UI–poslovne rešitve imajo velik potencial za znižanje stroškov poslovanja in izboljšanje produktivnosti. UI postaja ključni element digitalizacije poslovanja, ki zahteva ponoven premislek o poslovni strategiji podjetja in radikalne spremembe poslovnega modela ter procesov (Bavec in drugi, 2019, str. 117). Uspešna uveljavitev teh sprememb je mogoča le z uravnoteženo celovito prenovo poslovanja na ravni tehnoloških, procesnih in kadrovske dejavnikov (Kovačič in Bosilj–Vukšić, 2005). Bavec in drugi (2019, str. 155) ugotavljajo, da so novonastala tehnološka podjetja pri tem v veliki prednosti, zlasti kadar izvirajo iz zagonskih podjetij, nastalih v okolju vseprisotnih spletnih tehnologij. Usmerjajo se predvsem na organizacijski vidik in predlagajo, da zaradi konkurenčnega pritiska k inovativnemu in prilagodljivemu delovanju podjetja organiziranost poslovanja spremenijo iz funkcijske v procesno (Bavec in drugi, 2019, str. 116–117).

Z uvajanjem v poslovanje UI postane glavno gonilo sprememb v podjetju. Agrawal in drugi (2018) pojasnjujejo, da ko UI-rešitve spremenijo relativne donose posameznih poslovnih aktivnosti v tolikšni meri, da lahko podjetje izboljša uspešnost z reorganizacijo slednjih oziroma s spremembo načina njihovega izvajanja, temu sledi tudi sprememba strategije podjetja. Kot primer navajajo natančnejše napovedovanje potrošniških preferenc v dejavnosti spletne trgovine, ko ta omogoči višje povečanje prihodkov od prodaje v primerjavi s povečanjem stroškov vračil. V tem primeru postane za podjetje smiselno, da spremeni poslovni model iz »nakup nato dostava« (angl. shop-then-ship) v »dostava nato nakup« (angl. ship-then-shop). Dodajajo, da sprememba relativnih vrednosti komplementov UI povzroči spremembe tudi v organizacijski hierarhiji in donosnost vertikalne integracije. Če bo v svoji strategiji podjetje postavilo UI kot prioriteto, avtorji opozarjajo, da mora to sprejeti tudi kompromis glede ostalih (prejšnjih) prioritet. To situacijo ilustrirajo s primerom, ko se za cilj natančnejšega napovedovanja zaradi potrebe po večji količini podatkov lahko po drugi strani poslabša uporabniška izkušnja.

Uvedba UI ne spreminja le poslovnih procesov znotraj podjetja, temveč tudi obliko in obseg zunanjega izvajanja. Agrawal in drugi (2018) pojasnjujejo, da zmanjšanje negotovosti zaradi natančnejšega napovedovanja spremeni meje organizacije, ki definirajo, katere aktivnosti izvajati znotraj nje in katere prepustiti zunanjim izvajalcem. Pričakujejo, da bo večja možnost sklepanja pogodb povečala obseg zunanjega izvajanja opravil, ki jih je lažje definirati in nadzirati, na primer podatke, napovedovanje in dejanja. Za kontrast izpostavljajo presojo, ki bo v dobi UI ključna kompetenca človeškega dela, zato pričakujejo zmanjšanje zunanjega izvajanja slednjega. Skladno s svojimi argumenti predlagajo, da je, kadar podatki niso ključna konkurenčna prednost podjetja in jih je učinkoviteje pridobiti zunaj njega, smiselno od zunanjih izvajalcev neposredno naročiti napovedovanje.

Ključna dejavnika pri hitrosti in težavnosti uvedbe UI-rešitev v poslovanje sta tip organizacije in kompetenčna sposobnost na področju UI. Cross (2020, str. 6–8) opozarja, da večina podjetij ne deluje v popolnoma digitalnem poslovnem okolju, kot to velja za internetna podjetja, ki si (zlasti velika) lastijo ogromne količine zbranih podatkov in tako z UI dosegajo odločilno konkurenčno prednost. Dodaja tudi, da so naloge v internetnem okolju, kot so na primer priporočila, dobro definirane in zato pisane na kožo algoritmom strojnega učenja. Kot večji izziv prepoznava implementacijo UI v poslovanje v bolj tradicionalnih podjetjih, v katerih pogosto ni jasno, kje in v kakšni obliki ter v kolikšni meri je mogoče UI uvesti v poslovanje. Utemeljuje, da so naloge manj definirane in odprtega tipa, merjenje uspešnosti UI-sistemov pa težavno. Pojasnjuje, da je napoved donosa naložbe v UI zato nenatančna, na odločitev o upravičenosti naložbe pa še dodatno negativno vpliva visok strošek strokovnjakov za UI. Predlaga, da se podjetja naložb v UI lotijo na način izbire poslovnih opravil, ki so najbolj definirana in jih je mogoče avtomatizirati, rezultati pa so enostavno merljivi. Kot ključen dejavnik pri uspešnosti uvedbe UI v poslovanje prepoznava zavedanje o omejitvah UI-rešitev in izbiro primerne kombinacije pri sodelovanju med človekom ter strojem.

Kompetenčna sposobnost in ustreznost kadra, ki je potrebna za uspešno uvedbo UI v poslovanje, je na splošno pomanjkljiva, kar pa ne velja le v smislu tehnične usposobljenosti na področju UI. Raziskava McKinsey & Company (2021, str. 5) ugotavlja, da ima le 36 % od sodelujočih visoko UI-sposobnih podjetij dobro definirane programe razvoja UI-kompetenc tehnološkega kadra in le 20 % ostalih podjetij. Boute in Udenio (2021, str. 13–14) menita, da bodo morali upravljavci poznati vsaj osnove delovanja UI-sistemov. Predvidevata, da bo z difuzijo UI v uporabi postala ločena od svojega tehničnega okvira, zato tehnična znanja, kot je programiranje, ne bodo nujna za razumevanje UI-sistemov in za delo z njimi. Kot pomembnejše vidita podatkovne kompetence, zlasti v podjetjih, v katerih ključna konkurenčna prednost leži v podatkih. Ugotavljata, da vse pomembnejša postaja tudi vloga funkcije podatkovnega direktorja (angl. chief data officer – CDO). Varian (2019, str. 413) zaznava pomanjkanje kompetenc na področju podatkovne znanosti, tako za neposredno delo s podatki kot tudi za prepoznavo potrebnih kompetenc pri zaposlovanju ustreznega kadra, kot večji izziv od nezadostne količine podatkov.

Vsaka uporaba zahteva primerno UI-rešitev, zato se mora podjetje investicij v UI lotiti načrtno in upoštevati učinkovitost rešitve. Agrawal in drugi (2018) razlagajo, da vsaka UI-rešitev zahteva kompromis na spektrih hitrost – natančnost, avtonomija – nadzor in podatki – zasebnost. Ugotavljajo, da obstaja mnogo že pripravljenih modelov strojnega učenja, odprtokodnih ali dostopnih pri ponudnikih storitev računalništva v oblaku, ki zadovoljivo delujejo na različnih področjih uporabe. Izpostavljajo, da so ključni dejavnik podatki za učenje UI-sistema, od posamezne uporabe pa sta odvisni njihova potrebna količina in natančnost. Pri tem opozarjajo, da mora podjetje primerjati stroške zbiranja podatkov in ekonomsko vrednost UI-sistema. Ker je vsaka UI-rešitev izdelana le za specifično opravilo, menijo, da sta smiselni razdelitev delovnega toka (angl. work flow) na posamezna opravila in ocenitev ROI-naložbe v UI za vsako izmed njih. Predlagajo, da se najprej izvede UI-investicije v opravila, pri katerih je ocenjeni ROI najvišji, in se nato z investiranjem nadaljuje, dokler je ROI še sprejemljiv. Dodajajo, da se z vpeljavo UI spremenijo razmerja donosnosti opravil, kar povzroči tudi njihovo reorganizacijo. McKinsey & Company (2021, str. 8) v raziskavi ugotavlja, da stroški razvoja UI-modelov niso presegli pričakovanih v 75 % od sodelujočih visoko UI-sposobnih podjetij, medtem ko so jih presegli v 51 % ostalih podjetjih. Glede na to, da obe skupini podjetij načrtujeta približno enako rast investicij v UI v prihodnosti, je pričakovano dodatno povečanje prednosti visoko UI-sposobnih podjetij. Te ugotovitve kažejo na pomembnost UI-kompetenc tudi pri učinkovitosti investicij v UI.

K uvedbi UI-rešitev v poslovanje je glede na potrebe podjetja mogoče pristopiti na več načinov. Bavec in drugi (2019, str. 140–148) primerjajo dva načina uvajanja informacijskih rešitev, ki sta prav tako relevantna pri uvajanju UI-rešitev. Pri prvem, tehnološkem, podjetje najprej izbere rešitev in nato ustrezno prenovi poslovne procese. Ta pristop je relativno enostavno in hitro izvedljiv, vendar pa je z njim zaradi večje splošnosti takšnih UI-rešitev mogoča le omejena prenova poslovnih procesov. Pri drugem, procesnem pristopu, pa podjetje najprej prenovi poslovne procese, da so usklajeni z novimi možnostmi, ki jih ponuja

UI, in nato izbere primerne programske rešitve. Ta pristop je težji in dolgotrajnejši, vendar pa podjetju ob uspešni izvedbi omogoči višjo stopnjo prilagodljivosti na strateški ravni in posledično boljši konkurenčni položaj na trgu. Avtorji opozarjajo, da uvedba UI v poslovanje, čeprav je ta uspešno izvedena, še ne zagotavlja dviga uspešnosti poslovanja, če podjetje ustrezno ne prilagodi tudi poslovnega modela. Predlagajo t. i. pristop k prenovi poslovanja (PPP), ki temelji na poslovnem znanju celotne organizacije, vključenosti in vodilni vlogi vrhnjega managementa ter komplementarnosti kadrov, IT in poslovnih procesov v skladu s poslovnimi potrebami. Izvede se v iterativnih fazah načrtovanja, modeliranja, razvoja in uvajanja preobrazbe poslovanja.

Širina vpeljave UI je močno odvisna od digitalne zrelosti organizacije. Kane in drugi (2015) ter Westerman in drugi (2011) v Bavec in drugi (2019, str. 156–157) ugotavljajo, da lahko manj digitalno zrele organizacije elemente digitalne preobrazbe, vključno z vpeljavo UI, izvedejo le na nivoju posameznih področij poslovanja s posamičnimi rešitvami. Nadaljujejo, da lahko digitalno zrelejša podjetja k digitalni preobrazbi, vključno z vpeljavo UI, pristopijo celostno na vseh področjih delovanja. Ker je obvladovanje podatkov ključna dimenzija digitalne zrelosti v dobi strojnega učenja, McKinsey & Company (2021, str. 6) v svoji raziskavi izpostavlja to merilo. Ugotavljajo, da 53 % visoko UI-sposobnih (in 29 % ostalih) podjetij od sodelujočih razpolaga s široko dostopnim podatkovnim slovarjem. 51 % (32 %) ima razvit proces integracije notranjih podatkov za namen razvoja UI-rešitev, 48 % (22 %) ima vzpostavljene razširljive notranje procese za označevanje učnih podatkov, 27 % obeh skupin podjetij pa ima možnost ustvarjanja umetnih podatkov. 35–57 % visoko UI-sposobnih podjetij, odvisno od procesa, pristopa k razvoju UI-modelov sistematično, a le 16–31 % ostalih podjetij. Ti deleži kažejo na dokaj neizkoriščen potencial digitalizacije poslovanja na podatkovni dimenziji in pri razvoju UI v večini podjetij. Poleg tega se podjetja srečujejo še s številnimi drugimi tveganji, ki niso povezana z digitalno zrelostjo, ki so lahko notranja (znanje, vodenje, kultura itd.) ali zunanja (tehnologija, zunanji deležniki, regulativa itd.) (Bavec in drugi, 2019, str. 157). Ker so spremembe poslovanja zaradi vpeljave UI postopne, jih je v določeni meri mogoče pričakovati (Boute in Udenio, 2021, str. 12) in s tem zmanjšati potencialna tveganja.

Nekatera tveganja in potencialne posledice za podjetje pri uvedbi UI-rešitev med uporabnike storitev oziroma proizvodov so (Agrawal in drugi, 2018):

- Tudi če diskriminacija iz napovedovanja ni namerna, podjetje zanjo nosi odgovornost.
- Uporaba UI na pomanjkljivih podatkih povzroča slabo kakovost rezultatov in posledično tudi produktov.
- Nekateri napadi na uporabnike se lahko izvedejo z napačnimi vhodnimi podatki v UI-sistem.
- Pomanjkljiva raznolikost podatkov lahko povzroči neuspeh rešitve na sistemskem nivoju.
- Z vzratnim inženiringom algoritmov si lahko imitatorji prilastijo intelektualno lastnino podjetja, napadalci pa identificirajo šibke točke.

- Destruktivnost UI–sistemov je mogoče povzročiti z manipulacijo povratnih informacij vanje.

Pomembna je tudi odločitev o sprejemljivi stopnji tveganja, ki izhaja iz trenutka uvedbe UI. Agrawal in drugi (2018) pojasnjujejo, da čeprav je učenje UI–sistemov v simulaciji varnejše, ti niso izpostavljeni tolikšni raznolikosti podatkov kot v realnem okolju, v katerem se lahko učijo tudi hitreje. Predlagajo, da naj podjetje oceni tveganje za izgubo ugleda ali celo prepoved rešitve v primeru nastanka škode, ki jo lahko povzroči prezgodnja uvedba UI–rešitve med uporabnike. Opažajo, da tudi zaradi teh tveganj zlasti tradicionalna podjetja zlahka sprejmejo pozicijo, da uvedbo UI v poslovanje odložijo, dokler tehnologija ne dozori, saj je uvajanje UI težaven in dolgotrajen proces, rezultati pa se pokažejo šele z zamikom. Vendar pa opozarjajo, da s tem tvegajo izgubo tržnega položaja nasproti konkurentom, ki so UI v poslovanje uvedli zgodaj in s tem pridobili časovno prednost za učenje UI–sistemov.

Sistematično obvladovanje tveganj pri razvoju in uvedbi UI–rešitev v podjetjih še ni dovolj razširjeno. McKinsey & Company (2021, str. 5–11) ugotavlja, da le 57 % visoko UI sposobnih (ter 43 % ostalih) podjetij od sodelujočih v raziskavi preizkusi uspešnost UI–modelov pred uvedbo v uporabo, še manj, 46 % (35 %), pa spremlja njihovo uspešnost v uporabi. Hkrati le 36 % (33 %) razvojnih UI–funkcij podjetij sledi standardiziranim protokolom razvoja in uvedbe UI–orodij, 40 % (42 %) pa jih ima protokole za zagotovitev ustrezne kakovosti podatkov. 45 % (37 %) podjetij ima dobro definirane procese obvladovanja podatkov (angl. data governance), še manj, 38 % (20 %), pa jih ima jasen okvir za obvladovanje UI (angl. AI governance), ki pokriva proces razvoja UI–modelov. Na področju omogočanja uporabnikov 57 % (35 %) podjetij uporabnikom predstavi osnove delovanja modelov, 46 % (45 %) pa njihovo uporabo. Z uporabniki se med celotnim razvojem in uvedbo UI–sistemov posvetuje 50 % obeh skupin podjetij. Namenjene kanale za komunikacijo med uporabniki in podatkovnimi znanstveniki ima 39 % (20 %) podjetij, 34 % (14 %) pa sistematično usposablja netehnično osebje za delo z UI–sistemi. Odvisno od procesa, le 36–47 % (24–33 %) podjetij izvaja procese preverjanja in odpravljanja izkrivljenosti ter pristranosti podatkov, 31–43 % (19–27 %) pa jih to izvaja v fazi uvedbe UI–rešitev z merjenjem pristranosti in natančnosti modelov. 43–50 % (30–43 %) ima vzpostavljeno dokumentiranje procesov obdelave podatkov, razvoja in delovanja modelov in le 17–30 % (11–28 %) dokumentiranje strategij ter razumevanja obvladovanja tveganj. 23–24 % (17–26 %) jih ima vzpostavljen nadzor in prenos znanj, ki ga izvajajo strokovnjaki s področja prava in tveganj. Kot najpogostejši razlog za pomanjkljivo obvladovanje vseh tveganj podjetja navajajo pomanjkanje virov za naslavljanje vseh relevantnih tveganj. Nadalje podjetja z nižjo donosnostjo UI–rešitev odgovarjajo, da je njihova izpostavljenost tveganjem nejasna. Zaskrbljujoč je padec zavedanja o relevantnih tveganjih UI–rešitev in njihovem obvladovanju na skoraj vseh področjih med letoma 2020 in 2021, zlasti v gospodarstvih v razvoju.

Tabela 7 povzema priporočila za ekonomsko politiko in regulativo ter za poslovanje podjetij po področjih in ukrepih.

*Tabela 7: Primerni ukrepi ekonomske politike in regulative ter za poslovanje podjetij v dobi UI po področjih*

<b>Področje</b>	<b>Ukrepi</b>	<b>Viri</b>
Urejanje trga dela	Skrajšanje časa za iskanje ujemanja med delovnimi mesti in profili. Usposabljanje za opravljanje novih opravil. Profesionalizacija poklicev na področju osebnih storitev.	Acemoglu & Restrepo (2019a) in Trajtenberg (2019, str. 182–184)
Politika izobraževanja in usposabljanja	Prenova izobraževalnega sistema. Razvoj potrebnih kompetenc. Usposobljenost za sodelovanje z UI–sistemi. Vseživljenjsko učenje.	Acemoglu & Restrepo (2019a) in Trajtenberg (2019, str. 180–182)
Razdelitev dohodka in sistem socialne varnosti	Obdavčitev neobnovitvenih proizvodnih dejavnikov in kapitala. Ukrepi za zmanjšanje inovatorskih rent. Univerzalni temeljni dohodek, subvencije.	Korinek & Stiglitz in Goolsbee (2019, str. 312–314)
Regulativa trga blaga in storitev	Protimonopolna politika. Prilagojena uporaba obstoječega konkurenčnega prava. Politika skrbnosti. Osredotočenost regulative na končne odločitve oziroma izide. Usposobljenost na področju UI na vseh nivojih vodenja države. Zakonodaja na področju uporabniških podatkov in zaščite pravic uporabnikov digitalnih storitev.	Goolsbee (2019, str. 314), Chevalier (2019, str. 419–421), Varian (2019, str. 413–417), Stone in drugi (2016, str. 10–11) in The Economist (2018)
Politika mednarodne menjave	Spodbude za difuzijo in ustvarjanje znanja.	Goldfarb & Trefler (2019, str. 467–481)
Spremembe poslovanja zaradi umetne inteligence	Procesna organiziranost. Sprememba strategije podjetja. Zunanje izvajanje definiranih aktivnosti.	Bavec, Kovačič, Krisper, Rajkovič & Vintar (2019, str. 116–117) in Agrawal, Gans & Goldfarb (2018)
Uvedba umetne inteligence v poslovanje	Avtomatizacija definiranih opravil z merljivimi rezultati in z najvišjim ROI. Kader s podatkovnimi kompetencami. Pristop k prenovi poslovanja (PPP). Obvladovanje tveganj.	Cross (2020, str. 6–8), Bavec, Kovačič, Krisper, Rajkovič & Vintar (2019, str. 140–148) in Agrawal, Gans in Goldfarb (2018)

*Vir: lastno delo.*

Glavna ugotovitev tega poglavja je, da odzivi na vplive UI na gospodarstvo zahtevajo prilagojene in specifične politike ter regulativo. Ključno bo tudi pravočasno sprejetje teh ukrepov, saj ob odlašanjem grozi nastanek nepopravljive škode negativnih učinkov tako zaradi neukrepanja kot tudi zaradi sprejemanja prepoznih in neprimernih ukrepov v naglici, ki lahko tudi omejijo inoviranje. Za uspešnost poslovanja podjetij v dobi UI bo ključna vzporedna prenova poslovanja vseh vidikov organizacije v skladu z novimi tehnološkimi možnostmi.

## 7 SKLEP

Primarni namen magistrskega dela je bil preučiti predviden vpliv četrte industrijske revolucije in zlasti umetne inteligence na poslovne procese ter posledično na gospodarstvo v naslednjih 30 letih. Za doseg tega temeljnega cilja se je raziskava usmerila v odgovore na šest raziskovalnih podvprašanj: (1) Ali tehnološke in druge vzporedne spremembe, ki so v teku, kažejo na nastop nove, tj. četrte industrijske revolucije? S sintezo ugotovitev proučevanih avtorjev sem prišel do zaključka, da imajo nove tehnologije in trenutne spremembe razločno drugačne značilnosti ter jih je zato mogoče označiti za novo industrijsko revolucijo. (2) Kateri so dejavniki in ovire prehoda UI v tehnologijo splošne rabe? Prikazal sem visok potencial UI za prevzem vloge TSR v četrti industrijski revoluciji. Ker je za prevzem te vloge ključna difuzija tehnologije v raznolike uporabe, sem identificiral nekatere tehnične in praktične ovire, zaradi katerih se lahko ta potencial ne uresniči. Najpomembnejše izmed teh so težavnost uvedbe UI v uporabne rešitve, zahtevan obseg in kvaliteta podatkov ter odsotnost abstraktnega sklepanja UI-sistemov. (3) Kako bo UI preobrazila poslovne procese v podjetjih? Kot najpomembnejše elemente uporabe UI v poslovnih procesih sem prepoznal avtomatizacijo, napovedovanje in individualizacijo. Ti elementi so prisotni v vseh poslovnih funkcijah, zato bodo z difuzijo UI prav vse deležne preobrazbe. Posledično se bodo preobrazila celotna podjetja na vseh nivojih poslovanja. (4) Kako bo UI preobrazila gospodarstvo? Vpliv današnje tehnološke preobrazbe, zlasti UI, sem v osnovi prepoznal kot nadaljevanje trendov vpliva IKT na gospodarstvo v zadnjih desetletjih. Predvidevam, da bo UI te trende še pospešila in jih izrazila v radikalnejši obliki. (5) Kakšni bosta primerna ekonomska politika in regulativa v dobi UI? Zaradi narave in radikalnosti tehnologij četrte industrijske revolucije, specifično UI, bo ključna vloga države za omilitev negativnih in spodbujanje pozitivnih učinkov. Predlagal sem vrsto primernih ukrepov kot odziv na vpliv novih tehnologij, predvsem UI, na gospodarstvo. Za njihovo učinkovitost in uspešnost bodo še zlasti ključne njihova ustrezna prilagojenost, premišljenost in pravočasnost. (6) Kako lahko podjetja izboljšajo uspešnost poslovanja v dobi četrte industrijske revolucije in UI? Ker bo uvedba UI povzročila spremembe delovnih tokov in relativnih donosnosti aktivnosti, lahko podjetja s procesnimi in strateškimi spremembami izboljšajo uspešnost poslovanja. Uvedba UI prinaša tudi nekatera tveganja, na katera morajo biti podjetja pozorna.

V okviru predmeta proučevanja sem obravnaval UI kot orodje za doseg določenega cilja in zlasti kot sredstvo za nadgrajevanje človeške inteligence ter avtomatizacijo definiranih opravil. Usmeril sem se torej na t. i. ozko UI (angl. artificial narrow intelligence – ANI). Splošno namenska UI (angl. artificial general intelligence – AGI) je izven tega okvira in najverjetneje tudi izven časovnega okvira četrte industrijske revolucije, zato UI v tej obliki nisem namenjal pozornosti. Ker je bil raziskovalni problem proučiti vpliv četrte industrijske revolucije, zlasti UI, na gospodarstvo, sem pozornost usmeril na praktične implikacije UI in ne na teoretična vprašanja. Zaradi namena splošne uporabnosti raziskave sem se usmeril na splošen vpliv UI in ne na posamezne UI-rešitve, ki pa sem jih umestno podal kot primere.

Pri proučevanju predvidenih vplivov UI sem predpostavljajal, da bo dominantna tehnika UI v proučevanem obdobju strojno učenje, katerega bistvena značilnost je napovedovanje na osnovi vzorcev v podatkih. Ta tehnika, ki temelji na razpoložljivosti masovnih podatkov, je tudi dominantna v zadnjem desetletju. Trendi raziskovanja in uporabe trenutno, vsaj v srednjeročnem obdobju, ne kažejo premika k drugi tehniki, zato sem se usmeril na vpliv strojnega učenja.

Ugotovitve iz drugega in petega poglavja v celoti potrjujejo domneve iz uvodoma postavljenih izhodišč, da živimo v času četrte industrijske revolucije, in delno, da UI postaja tehnologija splošne rabe, kar izhaja iz ugotovitev tretjega in četrtega poglavja. Hkrati sem ugotovil, da značilnosti slednje kažejo še računalništvo v oblaku, telekomunikacije in robotika ter tudi, da se industrijske revolucije in njim pripadajoče tehnologije v začetnih in končnih fazah prekrivajo. Pri uporabnih UI–rešitvah postaja vse bolj ključna učinkovita razdelitev med človeškim delom in UI oziroma njuno sodelovanje. S širjenjem uporabe UI postajajo vse vidnejši nekateri izzivi UI–rešitev, ki predstavljajo oviro za UI, da ta postane tehnologija splošne rabe. Te izzive je treba ustrezno nasloviti in vsaj omejiti njihove negativne učinke. UI bo tehnologija splošne rabe namreč postala šele z difuzijo v raznolike poslovne uporabe. Čeprav sem se usmeril na vpliv strojnega učenja, je mogoče, da bo katera izmed drugih tehnik UI v proučevanem obdobju prevzela dominanten položaj. Obstaja tudi verjetnost, da bo UI v bližnji prihodnosti ponovno doživela zaton in ne bo postala tehnologija splošne rabe v proučevanem obdobju.

Vpliv tehnologij četrte industrijske revolucije na gospodarstvo je kljub njihovi radikalnosti postopen. Slednje potrjuje dejstvo, da agregatnega vpliva UI na gospodarstvo v statističnih podatkih nisem zaznal, prav tako ga niso obravnavane raziskave. Razlog je v zaenkrat še šibki difuziji UI in njej komplementarnih tehnologij v podjetjih. To potrjujejo raziskave o razširjenosti in sistematičnosti uporabe UI–rešitev, ki sta v podjetjih še relativno nizki, zlasti v tistih s šibkejšimi tehnološkimi kompetencami. Od hitrosti in širine difuzije tehnologije je odvisna moč njenega vpliva. Postopnost difuzije hkrati predstavlja zaščito pred večjimi šoki, ki bi lahko na gospodarstvo delovali močno moteče. Kljub temu se nekateri deli gospodarstva ne bodo uspeli ustrezno in pravočasno prilagoditi ter bodo zato deležni določenih šokov. Kjer obstajajo strukturne ovire za prilagoditev, bo potreben pravočasen odziv politik z ustreznimi ukrepi, ki sem jih opredelil v šestem poglavju, v katerem sem podal tudi nekaj priporočil. Pristopi k regulativi UI se po državah razlikujejo glede na značilnosti njihovih institucionalnih sistemov. EU je pri vzpostavljanju celovite zakonodaje na področju UI v prednosti pred ZDA in Kitajsko, saj je že sprejela oziroma ima v procesu sprejemanja vrsto regulativnih rešitev na področju UI–produktov.

Ta raziskava naslavlja uvodoma opredeljeno problematiko s pregledom in sintezo ugotovitev raziskav uporabe in vpliva tehnologije, zlasti UI, na gospodarstvo ter primernih ukrepov za povečanje pozitivnih in zmanjšanje negativnih učinkov. Konceptualni okvir zaporednih industrijskih revolucij se je izkazal za koristnega pri proučevanju današnjih tehnoloških in gospodarskih sprememb. Kljub temu da so te in drugi zgodovinski dejavniki različni v



posameznih industrijskih revolucijah, splošni principi njihove narave ostajajo relativno nespremenljivi. Vzporedno je bilo proučevanje UI v vlogi tehnologije splošne rabe učinkovit način prikaza njene relevantnosti. Pristop racionalnih agentov je bil za namen proučitve vpliva UI na gospodarstvo primeren, saj sem se usmeril na uporabne rešitve v okviru ozke UI, katerih primarni namen je doseganje določenega cilja, zlasti z vidika učinkovitosti in natančnosti. Raziskava je aktualna v trenutnem kontekstu vzpona temeljnih modelov, zlasti velikih jezikovnih modelov, ki prikazujejo sposobnost in uporabno vrednost UI širokemu krogu uporabnikov ter so v javnosti vzpodbudili razmišljanje o prihodnjih učinkih UI.

Za boljše razumevanje posledic ugotovitev te raziskave bi se prihodnje raziskave lahko usmerile na proučevanje specifičnih vplivov po posameznih področjih uporabe oziroma vpliva UI. Osnova za ustrezne ukrepe politik kot odziv na vpliv UI so raziskave na področjih ekonomike regulacije in politike konkurenčnosti. Uporaben predmet proučevanja na področju poslovanja je vpeljava UI v poslovanje. Z mikroekonomskega vidika so koristne ekonomske analize UI-rešitev in uporaba ter primerjava različnih pristopov in tehnik UI pri ekonomskih analizah.

Predstavil sem vrsto vplivov, pozitivnih in negativnih, četrte industrijske revolucije in umetne inteligence na gospodarstvo. Na temelju teh zaključkov bi se poslovni uporabniki UI-rešitev in oblikovalci politik morali zavedati tako priložnosti kot tudi omejitev UI. Podal sem tudi priporočila za odziv na te vplive, ki so slednjim lahko v pomoč pri oblikovanju ustreznih ukrepov. Ti bodo ključni za izkoristek potenciala umetne inteligence in drugih tehnologij četrte industrijske revolucije za povečanje koristi za vse skupine prebivalstva.

## LITERATURA IN VIRI

1. Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J. in Restrepo, P. (2022). Artificial intelligence and jobs: evidence from online vacancies. *Journal of Labor Economics*, 40(1), 293–340.
2. Acemoglu, D. in Restrepo, P. (2019a). Artificial intelligence, automation, and work. V A. Goldfarb, J. Gans in A. Agrawal (ur.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (str. 197–236). University of Chicago Press.
3. Acemoglu, D. in Restrepo, P. (2019b). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3–30.
4. Aghion, P., Jones, B. F. in Jones, C. I. (2019). Artificial intelligence and economic growth. V A. Goldfarb, J. Gans in A. Agrawal (ur.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (str. 237–282). University of Chicago Press.
5. Agrawal, A., Gans, J. in Goldfarb, A. (2018). *Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence*. Harvard Business Review Press.
6. Amazon Web Services. (2023, junij). *Amazon Rekognition pricing*. Pridobljeno 6. junija 2023 s <https://aws.amazon.com/rekognition/pricing/>

7. Arinez, J. F., Chang, Q., Gao, R. X., Xu, C. in Zhang, J. (2020). Artificial intelligence in advanced manufacturing: Current status and future outlook. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 142(11), 110804–1–110804–16.
8. A. T. Kearney. (2023). *America is ready for reshoring. Are you?* A. T. Kearney.
9. Bavec, C., Kovačič, A., Krisper, M., Rajkovič, V. in Vintar, M. (2019). *Slovenija na poti digitalne preobrazbe*. Založba UL FRI.
10. Bellman, R. (1978). *An introduction to artificial intelligence: Can computers think?*. Boyd in Fraser Publishing Company.
11. Berkeley. (brez datuma). *Cyber–physical systems*. <https://ptolemy.berkeley.edu/projects/cps>
12. Boute, R. N. in Udenio, M. (2022). AI in logistics and supply chain management. V R. Merkert in K. Hoberg (ur.), *Global logistics and supply chain strategies for the 2020s: Vital skills for the next generation* (str. 49–65). Springer International Publishing.
13. Bresnahan, T. (2010). General purpose technologies. V B. Hall in N. Rosenberg (ur.), *Handbook of the economics of innovation* (str. 761–791). Elsevier.
14. Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert–Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh A., Ziegler, D. M., Wu, J., Winter, C., ... in Amodei, D. (2020). Language models are few–shot learners. *Advances in neural information processing systems*, 33, 1877–1901.
15. Brynjolfsson, E., Rock, D. in Syverson, C. (2019). Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics. V A. Goldfarb, J. Gans in A. Agrawal (ur.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (str. 23–57). University of Chicago Press.
16. Charniak, E. in McDermott, D. (1985). *Introduction to artificial intelligence*. Addison–Wesley.
17. CompaniesMarketcap.com. (2023, 8. junij). *Largest Companies by Market Cap*. Pridobljeno 8. junija 2023 s <https://companiesmarketcap.com>
18. Conference Board. (2023, 30. maj). *The Conference Board Total Economy Database*. <https://data–central.conference–board.org>
19. Coursera. (brez datuma). *Advanced Learning Algorithms* [masovni odprti spletni tečaj]. <https://www.coursera.org/learn/advanced–learning–algorithms?specialization=machine–learning–introduction>
20. Cross, T. (2020). Artificial intelligence and its limits: Steeper than expected. *The Economist Technology Quarterly*, 13. junij.
21. DARPA. (brez datuma). *Edge AI: What It Is and Why It Matters*. <https://www.darpa.mil/about–us/darpa–perspective–on–ai>
22. Deci. (brez datuma). *DARPA Perspective on AI*. <https://deci.ai/edge–ai–what–it–is–and–why–it–matters>
23. Domadenik, P., Drnovšek, Š., Lah, A. P. in Smolar, U. (2017). Labor market polarization: well paid high tech jobs vs. low paid service jobs?. V J. Prašnikar, T. Redek in M. Koman (ur.), *Robots among us* (str. 153–165). Časnik Finance.

24. Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P. in Rock, D. (2023). GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models. *arXiv preprint arXiv, 2303.10130*.
25. Eurostat. (2020, 13. oktober). *Mean hourly earnings by sex, economic activity and educational attainment*. <https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/explore/all/popul?lang=en&subtheme=labour.earn&display=list&sort=category>
26. Eurostat. (2023a, 30. junij). *Artificial intelligence by size class of enterprise*. [https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser//product/view/ISOC\\_EB\\_AI](https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser//product/view/ISOC_EB_AI)
27. Eurostat. (2023b, 30. junij). *Artificial intelligence by NACE Rev.2 activity*. [https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser//product/view/ISOC\\_EB\\_AIN2](https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser//product/view/ISOC_EB_AIN2)
28. Eurostat. (2023c, 30. junij). *Digital Intensity by NACE Rev.2 activity*. [https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/product/view/ISOC\\_E\\_DIIN2?lang=en&category=isoc.isoc\\_e](https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/product/view/ISOC_E_DIIN2?lang=en&category=isoc.isoc_e)
29. Eurostat. (2023č, 9. avgust). *Labour productivity and unit labour costs at industry level*. [https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/NAMA\\_10\\_LP\\_A21/default/table?lang=en&category=na10.nama10.nama\\_10\\_prod.nama\\_10\\_lpc](https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/NAMA_10_LP_A21/default/table?lang=en&category=na10.nama10.nama_10_prod.nama_10_lpc)
30. Eurostat. (2023d, 15. avgust). *GDP and main components (output, expenditure and income)*. [https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/NAMA\\_10\\_GDP\\_\\_custom\\_7165013/default/table](https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/NAMA_10_GDP__custom_7165013/default/table)
31. Eurostat. (2023e, 7. julij). *Income quintile share ratio S80/S20 for gross market income by sex and age group – EU–SILC survey*. [https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/product/view/ILC\\_DII1A?lang=en&category=livcon.ilc.ilc\\_ie.ilc\\_iei](https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/product/view/ILC_DII1A?lang=en&category=livcon.ilc.ilc_ie.ilc_iei)
32. Evropska komisija. (2022a, 13. julij). *European Data Governance Act*. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/data-governance-act>
33. Evropska komisija. (2022b, 7. junij). *The Cybersecurity Strategy*. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/cybersecurity-strategy>
34. Evropska komisija. (2023a, 19. junij). *A European approach to artificial intelligence*. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/european-approach-artificial-intelligence>
35. Evropska komisija. (2023b, 6. junij). *The Digital Services Act package*. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/digital-services-act-package>
36. Evropski parlament. (2023, 14. junij). *EU AI Act: first regulation on artificial intelligence*. [https://www.europarl.europa.eu/news/en/headlines/society/20230601STO93804/eu-ai-act-first-regulation-on-artificial-intelligence?at\\_campaign=20226-Digital&at\\_medium=Google\\_Ads&at\\_platform=Search&at\\_creation=Sitelink&at\\_goal=TR\\_G&at\\_advertiser=Webcomm&at\\_audience=ai%20act&at\\_topic=Artificial\\_intelligence\\_Act&gclid=Cj0KCQjw18anBhCFARIsAKbbpyRLBbzaEMhRQ3f5-UGdOYIk1JV6Vjy3Whwp-He6SQJL7JnF5XFvJqQaAj2sEALw\\_wcB](https://www.europarl.europa.eu/news/en/headlines/society/20230601STO93804/eu-ai-act-first-regulation-on-artificial-intelligence?at_campaign=20226-Digital&at_medium=Google_Ads&at_platform=Search&at_creation=Sitelink&at_goal=TR_G&at_advertiser=Webcomm&at_audience=ai%20act&at_topic=Artificial_intelligence_Act&gclid=Cj0KCQjw18anBhCFARIsAKbbpyRLBbzaEMhRQ3f5-UGdOYIk1JV6Vjy3Whwp-He6SQJL7JnF5XFvJqQaAj2sEALw_wcB)

37. Freeman, C. in Soete, L. (1997). *The economics of industrial innovation*. Routledge.
38. Fridman, L. (2017, februar). *Machine Learning: The Promise, Limitations, and Mystery of Thinking Machines* [gostujoče predavanje pri predmetu Global business of artificial intelligence na univerzi Massachusetts Institute of Technology]. <https://www.slideshare.net/lexfridman/mit-sloan-intro-to-machine-learning-in-360vr>
39. Goldfarb, A. in Treffer, D. (2019). AI and international trade. V A. Goldfarb, J. Gans in A. Agrawal (ur.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (str. 463–492). University of Chicago Press.
40. Goldfarb, A., Taska, B. in Teodoridis, F. (2021, 8. maj). *Could machine learning be a general purpose technology? A comparison of emerging technologies using data from online job postings*. <https://ssrn.com/abstract=3468822>
41. Google Cloud. (2023, junij). *Cloud Vision pricing*. Pridobljeno 6. junija 2023 s <https://cloud.google.com/vision/pricing#prices>
42. Goolsbee, A. (2019). Public Policy in an AI Economy. V A. Goldfarb, J. Gans in A. Agrawal (ur.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (str. 309–316). University of Chicago Press.
43. Grinin, L. in Grinin, A. (2014). The sixth Kondratieff wave and the cybernetic revolution. V L. E. Grinin, T. Devezas in A. V. Korotayev (ur.), *Kondratieff waves. Juglar–Kuznets–Kondratieff* (str. 354–377). Uchitel.
44. Gyngell, C. (2017). Gene editing and the health of future generations. *Journal of the Royal Society of Medicine*, 110(7), 276–279.
45. Handel, M. J. (2022). Growth trends for selected occupations considered at risk from automation. *Monthly Labor Review, U.S. Bureau of Labor Statistics*, julij 2022.
46. Haugeland, J. (1985). *Artificial intelligence: The very idea*. MIT Press.
47. Johns Hopkins University. (2022, november). *OMIM Gene Map Statistics*. Pridobljeno 30. novembra 2022 iz <https://www.omim.org/statistics/geneMap>
48. Kagermann, H., Wahlster, W. in Helbig, J. (2013). *Recommendations for implementing the strategic initiative Industrie 4.0: Final report of the Industrie 4.0 working group*. Forschungsunion.
49. Kane, G. C., Palmer, D., Phillips, A. N., Kiron, D. in Buckley, N. (2015). Strategy, not technology, drives digital transformation. *MIT Sloan Management Review*, julij 2015.
50. Kepner, J. in Gadepally, V. (2020, januar). *Mathematics of Big Data and Machine Learning* [MIT OpenCourseWare]. [https://ocw.mit.edu/courses/res-ll-005-mathematics-of-big-data-and-machine-learning-january-iap-2020/resources/mitres\\_ll\\_005iap20\\_supplemental\\_ses01/](https://ocw.mit.edu/courses/res-ll-005-mathematics-of-big-data-and-machine-learning-january-iap-2020/resources/mitres_ll_005iap20_supplemental_ses01/)
51. Korinek, A. in Stiglitz, J. E. (2019). Artificial intelligence and its implications for income distribution and unemployment. V A. Goldfarb, J. Gans in A. Agrawal (ur.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (str. 349–390). University of Chicago Press.
52. Kovačič, A., Bosilj–Vukšić, V. (2005). *Management poslovnih procesov: prenova in informatizacija poslovanja s praktičnimi primeri*. GV založba.

53. Kreutzer, R. T. in Sirrenberg, M. (2020). *Understanding artificial intelligence*. Springer International Publishing.
54. Kurzweil, R. (1990). *The age of intelligent machines*. MIT Press.
55. Li, G., Hou, Y. in Wu, A. (2017). Fourth industrial revolution: Technological drivers, impacts and coping methods. *Chinese Geographical Science*, 27(4), 626–637.
56. Littman, M. L., Ajunwa, I., Berger, G., Boutilier, C., Currie, M., Doshi–Velez, F., Hadfield, G., Horowitz, M. C., Isbell, C., Kitano, H., Levy, K., Lyons, T., Mitchell, M., Shah, J., Sloman, S., Vallor, S. in Walsh, T. (2021). *Gathering strength, gathering storms: The one hundred year study on artificial intelligence (AII00) 2021 study panel report*. Stanford University.
57. McAfee, A. in Brynjolfsson, E. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. WW Norton in Company.
58. McCulloch, W. S. in Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115–137.
59. McKinsey & Company. (2021). *The state of AI in 2021*. McKinsey & Company.
60. Microsoft. (2023, junij). *Azure Cognitive Service for Vision pricing*. <https://azure.microsoft.com/en-us/pricing/details/cognitive-services/computer-vision>
61. Ministrstvo za digitalno preobrazbo. (2023). *Nacionalni program spodbujanja razvoja in uporabe UI v Republiki Sloveniji do leta 2025*. Ministrstvo za digitalno preobrazbo.
62. Mitchell, M. (2019). *Artificial intelligence: A guide for thinking humans*. Penguin UK.
63. Monostori, L. (2014). Cyber–physical production systems: Roots, expectations and R&D challenges. *Procedia Cirp*, 17, 9–13.
64. Nilsson, N. J. (1998). *Artificial intelligence: A new synthesis*. Morgan Kaufmann.
65. Nilsson, N. J. (2010). *The quest for artificial intelligence: A history of ideas and achievements*. Cambridge University Press.
66. OECD. (2023, 30. maj). *Investment (GFCF) (kazalnik)*. <https://data.oecd.org/gdp/investment-gfcf.htm>
67. Poole, D. I., Goebel, R. G. in Mackworth, A. K. (1998). *Computational intelligence*. Oxford University Press.
68. Reuther, A., Michaleas, P., Jones, M., Gadepally, V., Samsi, S. in Kepner, J. (2019). Survey and benchmarking of machine learning accelerators. V *2019 IEEE high performance extreme computing conference (HPEC)* (str. 1–9). IEEE.
69. Rich, E. in Knight, K. (1991). *Artificial intelligence* (2. izd.). McGraw–Hill.
70. Russell, S. J. in Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: A modern approach* (3. izd.). Pearson Education Limited.
71. Russell, S. J. in Norvig, P. (2022). *Artificial intelligence: A modern approach, global edition* (4. izd.). Pearson Education Limited.
72. Sachs, J. D. (2019). R&D, structural transformation, and the distribution of income. V A. Goldfarb, J. Gans in A. Agrawal (ur.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (str. 329–348). University of Chicago Press.
73. Schumpeter, J. A. (1939). *Business cycles*. Mcgraw–Hill.
74. Schwab, K. (2017). *The fourth industrial revolution*. Crown Business.

75. Silver, D., Huang, A., Maddison, C.J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M. in Dieleman, S. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484–489.
76. Stanford Online. [Stanford Online]. (2023, 30. avgust). *Opportunities in AI – 2023*. [Youtube]. <https://www.youtube.com/watch?v=5p248yoa3oE>
77. Stanford University. (2021, 18. avgust). *Introducing the Center for Research on Foundation Models (CRFM)*. <https://hai.stanford.edu/news/introducing-center-research-foundation-models-crfm>
78. Statista. (2023a, 18. januar). *Number of smartphone subscriptions worldwide from 2016 to 2021, with forecasts from 2022 to 2027*. Pridobljeno 20. januarja 2023 s <https://www.statista.com/statistics/330695/number-of-smartphone-users-worldwide>
79. Statista. (2023b, 22. november). *Number of Internet of Things (IoT) connected devices worldwide from 2019 to 2021, with forecasts from 2022 to 2030*. Pridobljeno 20. januarja 2023 iz <https://www.statista.com/statistics/1183457/iot-connected-devices-worldwide>
80. Statista. (2023c, 8. september). *Volume of data/information created, captured, copied, and consumed worldwide from 2010 to 2020, with forecasts from 2021 to 2025*. Pridobljeno 25. novembra 2022 s <https://www.statista.com/statistics/871513/worldwide-data-created>
81. Stone, P., Brooks, R., Brynjolfsson, E., Calo, R., Etzioni, O., Hager, G., Hirschberg, J., Kalyanakrishnan, S., Kamar, E., Kraus, S., Leyton-Brown, K., Parkes, D., Press, W., Saxenian, A., Shah, J., Tambe, M. in Teller, A. (2016). *Artificial intelligence and life in 2030: the one hundred year study on artificial intelligence*. Stanford University.
82. Taleb, N. N. (2007). *The black swan: The impact of the highly improbable*. Random house.
83. The Economist. (2018). Taming the titans. *The Economist*, 426(9075), str. 11–12.
84. The Economist Intelligence Unit. (2023, 21. julij). *How governments are looking to regulate AI*. <https://www.eiu.com/n/how-governments-are-looking-to-regulate-ai/>
85. The Economist Newspaper Limited. (2023, 24. avgust). *How Europe's new digital law will change the internet*. <https://www.economist.com/the-economist-explains/2023/08/24/how-europes-new-digital-law-will-change-the-internet>
86. The World Bank Group. (2023). *Foreign direct investment, net inflows (BoP, current US\$)*. <https://data.worldbank.org/indicator/BX.KLT.DINV.CD.WD>
87. Trajtenberg, M. (2019). AI as the next GPT: a Political-Economy Perspective. V A. Goldfarb, J. Gans in A. Agrawal (ur.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (str. 175–186). University of Chicago Press.
88. Turing, A. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460.
89. U.S. Bureau of Economic Analysis. (2023, 3. junij). *Value Added by Industry*. <https://fred.stlouisfed.org/release/tables?rid=331&eid=211>
90. U.S. Bureau of Labor Statistics. (2023, 3. junij). <https://www.bls.gov/productivity/tables/>

91. Varian, H. (2019). Artificial intelligence, economics, and industrial organization. V A. Goldfarb, J. Gans in A. Agrawal (ur.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (str. 399–419). University of Chicago Press.
92. Vrontis, D., Christofi, M., Pereira, V., Tarba, S., Makrides, A. in Trichina, E. (2022). Artificial intelligence, robotics, advanced technologies and human resource management: A systematic review. *The International Journal of Human Resource Management*, 33(6), 1237–1266.
93. Westerman, G., Calmėjane, C., Bonnet, D., Ferraris, P. in McAfee, A. (2011). *Digital Transformation: A roadmap for billion-dollar organizations*. Capgemini Consulting in MIT Center for Digital Business.
94. Winston, P. H. (1992). *Artificial intelligence* (3. izd.). Addison–Wesley.
95. Zhang, D., Maslej, N., Brynjolfsson, E., Etchemendy, J., Lyons, T., Manyika, M., Ngo, N., Niebles, J. C., Sellitto, M., Sakhaee, E., Shoham, Y., Clark, J. in Perrault, R. (2022). *The AI index 2022 annual report*. Stanford University.