

UMJETNA INTELIGENCIJA I AUTOMATIZACIJA PREGLED INDUSTRIJE 4.0 / ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND AUTOMATION A REVIEW OF INDUSTRY 4.0

Ivan Kunac¹

¹Veleučilište „Lavoslav Ružička“ u Vukovaru, Blage Zadre 2, Vukovar, Croatia

e-mail: ikunac@vevu.hr

Pregledni članak

<https://www.doi.org/10.58952/zr20261501337>

UDK / UDC 004.8:621.3

Sadržaj

Četvrta industrijska revolucija (ili industrija 4.0) donijela je promjenu u proizvodnji. Potaknuti korištenjem umjetne inteligencije (AI), automatizacije i interneta stvari (IoT) proizvodni sustavi razvijaju se prema pametnim tvornicama bez minimalne ljudske intervencije. Ovaj rad nudi pregled umjetne inteligencije i automatizacije koji se trenutno primjenjuju u različitim proizvodnim sektorima, s naglaskom na prediktivno održavanje, kontrolu kvalitete i digitalne blizance. Oslanjajući se na akademske studije, izvješća iz industrije i analizu tržišta od 2020. do 2025., pregled mapira tehnološke temelje, strategije implementacije i dokumentirane rezultate. Rad također kritički promatra prepreke koje usporavaju napredak. Problemi s kvalitetom podataka, jaz u vještinama radne snage, rizici kibernetičke sigurnosti i otpor promjenama najčešći su problemi s kojima se takva poslovanja susreću. Sveukupno, nalazi ukazuju na to da je proizvodni sektor daleko odmakao od eksperimentalne faze, no još uvijek postoji znatan put koji treba pokriti prije nego što se postigne puni potencijal industrije 4.0.

Ključne riječi: Industrija 4.0, Umjetna inteligencija, Pametna proizvodnja, Prediktivno održavanje, Digitalni blizanci

JEL klasifikacija: O33, L60

Abstract

The fourth industrial revolution (or industry 4.0) brought a shift in manufacturing. Driven by use of artificial intelligence (AI), automation and internet of things (IoT) manufacturing systems are evolving toward smart factories without minimal human intervention. This paper offers a review of AI and automation that is currently being adopted across different manufacturing sectors focusing on predictive maintenance, quality control and digital twins. Drawing on academic studies, industry reports and market analysis from the period of 2020 to 2025, review maps out technological foundations, deployment strategies and documented outcomes. The paper also takes a critical look at the barriers that slow progress. Data quality issues, workforce skill gap, cybersecurity risks and resistance to change are the most common ones. Overall, the findings point that manufacturing sector has moved well beyond experimental phase, still there is considerable ground to cover before reaching full industry 4.0 potential.

Keywords: Industry 4.0, Artificial Intelligence, Smart Manufacturing, Predictive Maintenance, Digital Twins

JEL classification: O33, L60

UVOD

Proizvodnja se nalazi na svojevrsnoj raskrižju. Napredne digitalne tehnologije brzo sazrijevaju, globalni lanci opskrbe preispituju se nakon geopolitičkih poremećaja, a sami proizvodni sustavi se iznova izmišljaju od temelja. Industrija 4.0, pojam prvi put korišten na Hannover Messe sajmu inovacija 2011. godine, opisuje trenutnu fazu ove transformacije, definiranu integracijom kibernetičko-fizičkih sustava (eng. *cyber-physical systems* - CPS), interneta stvari (eng. Internet of things- IoT), računalstva u oblaku i umjetne inteligencije u proizvodne operacije [21]. Dok su se ranije industrijske revolucije fokusirale na mehanizaciju, elektrifikaciju i osnovnu automatizaciju, industrija 4.0 govori o nečemu ambicioznijem: tvornicama koje su vođene podacima, prilagodljive i sposobne povezati fizički i digitalni svijet u stvarnom vremenu [10]. Tempo integracije alata umjetne inteligencije u proizvodnji znatno se ubrzao posljednjih godina. Globalno tržište alata umjetne inteligencije u proizvodnji procijenjeno je na oko 43,6 milijardi USD u 2024., a analitičari predviđaju godišnji rast od otprilike 23% u budućnosti [7]. Istraživanje iz 2025. godine koje je provelo Manufacturing Leadership Council pokazalo je da se 80% proizvođača u potpunosti ili u velikoj mjeri slaže da bi umjetna inteligencija i strojno učenje omogućili samostalno upravljanje, samoučeća tvornička okruženja što predstavlja dramatičan zaokret u usporedbi s anketama od prije samo nekoliko godina. Oko 89% ispitanika izjavilo je da planira zadržati ili povećati svoja ulaganja u pametne tvornice, dok 44% posebno cilja na veće izdatke za inicijative industrije 4.0 [12]. Većina proizvođača nalazi se negdje u sredini digitalne transformacije. Samo 34% proizvođača uspjelo je proširiti svoje inicijative na cijelu tvrtku, dok 15% još uvijek poduzima prve korake u implementaciji industrije 4.0 u svoje poslovanje. Jaz između obećavajućeg pilot projekta i potpuno implementiranog rješenja odražava trajne poteškoće vezane uz podatkovnu infrastrukturu, sposobnosti radne snage, organizacijsku kulturu i kibernetičku sigurnost. Ovaj rad ispituje alate umjetne inteligencije i automatizaciju u pet područja koja su privukla najviše pažnje i ulaganja: prediktivno održavanje, kontrolu kvalitete i inspekciju, tehnologiju digitalnih blizanaca, optimizaciju opskrbnog lanca i proizvodnje te suradnju čovjeka i robota. Za svako područje pregled se oslanja na najnoviju literaturu, industrijska izvješća i studije slučaja od 2020. do 2025. godine. Rad također identificira glavne prepreke širem prihvaćanju i osvrće se na trendove koji će vjerojatno definirati sljedeću fazu pametne proizvodnje [1].

1. EVALUACIJA INDUSTRIJE 4.0. I ULOGA UMJETNE INTELIGENCIJE

Svaka industrijska revolucija temeljno je promijenila način na koji se stvari proizvode. Prva industrijska revolucija, krajem osamnaestog stoljeća, donijela je mehaniziranu proizvodnju pokretanu vodom i parom. Druga industrijska revolucija, koja je započela krajem devetnaestog stoljeća, omogućila je masovnu proizvodnju putem električne energije i proizvodne trake. Treća industrijska revolucija, koja traje od sredine dvadesetog stoljeća nadalje, uvela je elektroniku i informacijsku tehnologiju u proizvodni proces. Četvrta industrijska revolucija (industrija 4.0) je ono gdje se sada nalazimo. Nju definiramo spajanjem digitalnih, fizičkih i bioloških sustava kroz tehnologije poput IoT-a, umjetne inteligencije, robotike, aditivne proizvodnje i analitike velikih podataka [14]. U samom središtu industrije 4.0 nalazi se koncept pametne tvornice. U pametnoj tvornici strojevi, senzori i informacijski sustavi međusobno komuniciraju i u nekim slučajevima donose odluke autonomno kako bi proizvodnja tekla što učinkovitije [8]. Ova okruženja kombiniraju CPS, IoT senzorske mreže, računalstvo u oblaku te AI algoritme za postizanje praćenja u stvarnom vremenu, adaptivne kontrole i podrške u donošenju odluka usmjerenih unaprijed [13]. Međunarodni sajam proizvodne tehnologije (eng. *The International Manufacturing Technology Show* - IMTS) više puta je istaknuo da te tehnologije više nisu isključivo domena velikih korporacija nego postaju pristupačna rješenja za automatizaciju malim i srednjim poduzećima. Unutar tog ekosustava, AI funkcionira kao kognitivna jezgra koja optimizira poslovne procese.

Alati umjetne inteligencije pružaju analitičku snagu potrebnu za razumijevanje ogromnih količina podataka koje generiraju povezani proizvodni sustavi. Strojno učenje, duboke neuronske mreže, računalni vid i obrada prirodnog jezika spadaju među najraširenije primjenjivane tehnike, omogućujući sve od otkrivanja anomalija i klasifikacije grešaka do optimizacije procesa i autonomnog upravljanja [16]. U posljednje vrijeme, generativna umjetna inteligencija i veliki jezični modeli (LLM-ovi) otvorili su nove mogućnosti za proizvodne primjene. Generativna umjetna inteligencija sve se više primjenjuje kroz cijeli proizvodni lanac. Alati umjetne inteligencije koriste se u dizajnu proizvoda, inženjerskoj dokumentaciji, podršci operacijama i održavanju terenskih usluga. Dobavljači industrijske tehnologije, uključujući Siemens, Rockwell Automation i ABB, počeli su ugrađivati AI kopilote u svoje platforme, omogućujući operaterima interakciju s kompleksnim proizvodnim podacima putem prirodnog jezika. Siemens je, primjerice, na CES-u 2025. predstavio svoj Industrial Copilot, koji omogućuje operaterima na proizvodnoj liniji da u stvarnom vremenu upitaju o statusu strojeva i dobiju tehničke smjernice od samog stroja kako ga optimizirati. Ipak, istinski autonomna, agentna umjetna inteligencija u industrijskim okruženjima još je u ranoj fazi. Većina demonstracija na Hannover Messe 2025 pokazala je samo osnovne mogućnosti ove tehnologije i najavila moguće smjerova njezinog razvoja i implementacije.

2. PODRUČJA PRIMJENE UMJETNE INTELIGENCIJE U PROIZVODNJI

Prediktivno održavanje (eng. *Predictive maintenance* - PdM) vjerojatno je najzrelija i ekonomski najutjecajnija primjena umjetne inteligencije u proizvodnji danas [17]. Umjesto čekanja da oprema otkaže (reaktivno održavanje) ili da je servisiraju po fiksnom rasporedu bez obzira na stvarno stanje (preventivno održavanje), PdM koristi tehnike temeljene na podacima za predviđanje kvarova prije nego što nastanu te na taj način se smanjuju neplanirani zastoji, smanjuju se troškovi održavanja te se produžuje amortizacija imovine [2]. Kombinacija IoT senzora, naprednog računalstva i strojnog učenja omogućila je sve sofisticiranije praćenje stanja i predviđanje kvarova. Arhitekture dubokog učenja, posebno konvolucijske neuronske mreže (eng. *Convolutional neural networks* - CNNs), dugoročni kratkoročna memorija (eng. *Long Short-Term Memory* - LSTM) i hibridni CNN-LSTM modeli pokazali su snažne rezultate u predviđanju kvarova opreme i procjeni preostalog korisnog vijeka (RUL) [19]. Nedavne komparativne studije pokazale su da hibridni CNN-LSTM modeli mogu postići točnost iznad 96% i F1-rezultate iznad 95% pri obradi multivarijantnih senzorskih tokova, nadmašujući samostalne arhitekture u većini testnih uvjeta [20]. Industrijski analitičari sugeriraju da se troškovi održavanja mogu smanjiti za 25 do 40%, dok su postrojenja koja koriste sustave temeljene na umjetnoj inteligenciji izvijestila o smanjenju otpada do 78% i prosječnoj uštedi energije oko 12%. Siemensova tvornica u Ambergu u Njemačkoj nudi dobar primjer implementacije. Sustavi prediktivnog održavanja pokretani umjetnom inteligencijom kontinuirano nadziru kritičnu opremu putem IoT senzora i algoritama strojnog učenja, hvatajući rane znakove upozorenja prije nego što postanu skupi kvarovi. Istraživanja PdM-a također se razvijaju u zanimljivim smjerovima. Nove teme uključuju korištenje dubokog učenja kako bi se planiralo održavanje, konvergenciju PdM-a s okvirima digitalnih blizanaca te čvršću integraciju s planiranjem proizvodnje i kontrolom kvalitete [5]. Istovremeno, postoje stvarni izazovi osobito oko kvalitete i dostupnosti podataka, interpretabilnosti modela, skaliranja od eksperimentalnog projekta do produkcije i povezivanja modernih AI alata s naslijeđenim operativnim tehnološkim (OT) sustavima. Kontrola kvalitete još je jedno područje u kojem je umjetna inteligencija ostvarila mjerljive rezultate. Tradicionalne metode inspekcije koje se oslanjaju na ljudske inspektore ili osnovne automatizirane sustave sve teže drže korak s modernim proizvodnim linijama koje rade velikom brzinom i proizvode tisuće jedinica na sat.

Sustavi kontrole kvalitete pokretani umjetnom inteligencijom, izgrađeni na računalnom vidu i dubokom učenju, mogu pregledavati proizvode brže, dosljednije i preciznije od ručnih pristupa [3].

Automatizirana optička inspekcija (eng. *Automated Optical Inspection* - AOI) prepoznata je kao industrijska AI primjena s najvećim povratom ulaganja. Proizvođači poput Renaulta i Georgia-Pacifica izvijestili su o značajnim poboljšanjima nakon uvođenja sustava vizualne inspekcije pokretane umjetnom inteligencijom u svoje proizvodne pogone. Ti sustavi koriste konvolucijske neuronske mreže trenirane na velikim skupovima slika za otkrivanje površinskih defekata, dimenzionalnih odstupanja i pogrešaka u sastavljanju u stvarnom vremenu otkrivajući nedostatke koje bi ljudski inspektori mogli propustiti, osobito na linijama velikog volumena ili gdje su uključene mikroskalne značajke. Osim otkrivanja grešaka, AI sustavi kvalitete sve su više povezani s širim platformama za proizvodnu inteligenciju [9].

Povezujući podatke o kvaliteti s metrikama zdravlja strojeva, parametrima procesa i uvjetima okoliša, proizvođači mogu identificirati temeljne uzroke problema s kvalitetom umjesto da samo reagiraju na njih. Istraživanja su pokazala da degradacija strojeva praćena podacima senzora i parametrima procesa može biti povezana s odstupanjima u kvaliteti dijelova, omogućujući istovremenu optimizaciju performansi proizvoda, procesa i opreme. Tehnologija digitalnih blizanaca postala je jedna od ključnih značajki industrijske revolucije 4.0. Digitalni blizanac je virtualna replika fizičkog stanja procesa ili sustava koja podržava praćenje u stvarnom vremenu, simulaciju, optimizaciju i prediktivnu analitiku [4]. Tržište digitalnih blizanaca znatno je poraslo te ga trenutne procjene stavljaju između 13,6 i 16,45 milijardi USD, s projekcijama koje upućuju na između 428 i 714 milijardi USD početkom 2030-ih, što implicira složene godišnje stope rasta iznad 40% [11].

Kada se AI integrira s digitalnim blizancima, rezultat je nešto znatno moćnije od pasivnog simulacijskog modela [18]. Digitalni blizanci pokretani umjetnom inteligencijom mogu djelovati prediktivno, prilagođavajući se i optimizirajući kao odgovor na pristigle podatke. Primjene obuhvaćaju prediktivno održavanje, optimizaciju procesa, kontrolu kvalitete i dinamičko raspoređivanje, koristeći tehnike poput dubokog učenja, konvolucijskih neuronskih mreža i generativne umjetne inteligencije [15]. Ove su mogućnosti primijenjene u različitim industrijskim kontekstima, od CNC obrade i robotike do aditivne proizvodnje i industrijskog tiska. Najveći rizik kod cloud-based arhitektura digitalnih blizanaca je latencija, tj. kašnjenje između generiranja podataka na tvornici i odgovora udaljenog poslužitelja. Federirano učenje nudi jedan obećavajući put naprijed: približavanjem učenja i simulacije točki generiranja podataka, ovaj pristup omogućuje bržu obradu i zaključivanje, dok istovremeno rješava pitanja privatnosti podataka kroz kolaborativno treniranje modela koje ne zahtijeva centralno dijeljenje sirovih podataka [6].

Digitalni blizanci također su sve više povezani s ciljevima održivosti. Koncept "dvostruke tranzicije", koja je kombinacija digitalne i zelene transformacije, stekao je veliku potporu u političkim krugovima, osobito u Europskoj uniji. Simuliranjem utjecaja promjena procesa na okoliš, optimizacijom potrošnje energije i praćenjem emisija ugljika u stvarnom vremenu, digitalni blizanci proizvođačima pružaju praktičan alat za ispunjavanje promjenjivih regulatornih zahtjeva. Optimizacija opskrbnih lanaca i planiranje proizvodnje vođena umjetnom inteligencijom postala je ključna dok se globalne proizvodne mreže suočavaju s rastućom nestabilnošću. GEP-ov globalni indeks volatilnosti lanca opskrbe za 2025. godinu ukazao je na značajnu neiskorištenost globalnih kapaciteta što je simptom potrebe za fleksibilnijim, podatkovno utemeljenim pristupima planiranju. Alati umjetne inteligencije omogućuju proizvođačima da koriste više izvora podataka kako bi ranije prepoznali signale potražnje i prilagodili strategije nabave i proizvodnje prije nego što se problemi pojave.

Prema IDC-ovom izvješću Manufacturing Industry FutureScape za 2026., očekuje se da će više od 40% proizvođača uskoro usvojiti alate za raspoređivanje temeljene na umjetnoj inteligenciji, pri čemu će sustavi planiranja sve više biti vođeni podacima u stvarnom vremenu o stanju strojeva, dostupnosti radne snage i varijabilnosti opskrbe.

Gledajući dalje u budućnost, do 2029. godine predviđa se da će najmanje 30% tvornica upravljati kontrolnim sustavima centralno putem otvorenih automatizacijskih platformi, što značajno smanjuje troškove integracije i poboljšava točnost procesa. Umjetna inteligencija se također primjenjuje na optimizaciju logistike, procjenu rizika dobavljača i planiranje otpornosti. Poticaj za prebacivanje proizvodnje na domaću obalu u velikoj mjeri potaknut zabrinutostima za nacionalnu sigurnost u kritičnim opskrbnim lancima pojačao je potražnju za AI alatima za planiranje sposobnim učiniti domaću proizvodnju ekonomski održivom unatoč višim troškovima rada i ograničenijim mrežama opskrbe. Možda je najvažnija dimenzija industrije 4.0 njezin utjecaj na proizvodnu radnu snagu. Dominantni narativ nije potpuna zamjena, već augmentacija koja povezuje ljude i inteligentne strojeve koji rade zajedno. Tehnologije poput proširene stvarnosti, povezanih platformi za radnike i suradničkih robota uvode se kako bi se riješio nedostatak radne snage, ubrzala obuka i proširile mogućnosti pojedinih operatera. Izazov radne snage u proizvodnji je velik u svim državama svijeta.

U Sjedinjenim Državama udio radne snage zaposlene u proizvodnji pao je s 14% u 1992. na otprilike 8% do 2024. godine. U kontekstu sve složenijih proizvodnih sustava, raste pritisak da se novi radnici brzo uvedu u posao te usvoje znanje iskusnih radnika. Obuka temeljena na virtualnoj stvarnosti i podrška za donošenje odluka putem AI-a izravno se bave ovim problemom. Pružajući smjernice u stvarnom vremenu i stručne preporuke putem nosivih uređaja koji emitiraju virtualnu stvarnost i digitalnih sučelja, omogućuje se manje iskusnim operaterima da obavljaju zadatke koji su nekada zahtijevali godine prakse. Cilj umjetne inteligencije i automatizacije ne bi trebao biti samo učinkovitost, već stvaranje rada koji je smisleniji, sigurniji i kreativniji za ljudsku radnu snagu. Generativne aplikacije umjetne inteligencije mogu kreirati radne naloge, provoditi dijagnostiku opreme na prirodnom jeziku, inteligentno planirati održavanje. Samim time smanjuju administrativna opterećenja i oslobađaju radnike da se usmjere na aktivnosti veće vrijednosti. Pregled dokumentiranih implementacija otkriva jasne obrasce koji razlikuju uspješne od neuspješnih slučajeva primjene. Implementacije koje donose mjerljive rezultate dijele nekoliko zajedničkih karakteristika: jasno definirani poslovni cilj prije odabira tehnologije, robusna podatkovna infrastruktura kao preduvjet, te postupno skaliranje od pilot-projekta prema široj primjeni uz kontinuiranu evaluaciju.

3. IZAZOVI I PREPREKE ZA USVAJANJE UMJETNE INTELIGENCIJE U PROIZVODNJI

Unatoč stvarnom i mjerljivom napretku, niz velikih prepreka i dalje koči punu realizaciju industrije 4.0 u proizvodnji. Njihovo razumijevanje je preduvjet za provođenje bilo kojeg koraka implementacije ovih rješenja. Najosnovniji problem su podaci. Većina proizvođača i dalje radi u fragmentiranim podatkovnim okruženjima. Naslijeđenih sustavi za izvršavanje proizvodnje (MES), SCADA platforme, izoliranih programabilnih logičkih kontrolera (PLC) i senzora različite kvalitete uvelike otežavaju prijelaz na industriju 4.0. Raznolikost izvora podataka, formata podataka i komunikacijskih protokola otežava izgradnju pouzdanih AI modela, koji obično zahtijevaju velike količine čistih, dosljedno označenih podataka za treniranje. Bez robusnih podatkovnih tokova i standardiziranih arhitektura, čak će i najsofisticiraniji algoritmi biti slabiji i neučinkovitiji. Kibernetička sigurnost postala je sve hitnija briga kako proizvodni sustavi postaju sve povezani i sigurniji.

Integracija operativne tehnologije s informacijskom tehnologijom značajno je proširila područje kibernetičkih napada. Industrijske analize izvještavaju o povećanju kibernetičkih napada usmjerenih na industrijske mreže integrirane umjetnom inteligencijom za 34% u odnosu na prošlu godinu. Zaštita proizvodnih podataka, osiguravanje integriteta sustava upravljanja umjetnom inteligencijom i održavanje kontinuiteta u suočavanju s kibernetičkim prijetnjama zahtijevaju posvećena ulaganja u sigurnosnu arhitekturu i organizacijske sposobnosti menadžera.

Ulaganja koja su mnogi proizvođači sporo realizirali rezultirala su povećanim rizikom kibernetičkih napada na njihove proizvodne pogone. Spremnost radne snage i upravljanje promjenama također su značajne prepreke koje se moraju ublažiti prilikom prijelaza na industriju 4.0. Implementacija umjetne inteligencije u proizvodnji nije samo tehnička vježba. Ona zahtijeva radnu snagu koja može komunicirati s alatima umjetne inteligencije te održavati i unapređivati sustave podržane umjetnom inteligencijom. Mnoge organizacije suočavaju se sa stvarnim prazninama u znanosti o podacima, inženjerstvu strojnog učenja, administraciji IoT-a i upravljanju AI modelima. Osim vještina i organizacijska inercija očit je i nedostatak digitalne strategije, nedostatak sponzorstva izvršnog odbora i otpor na proizvodnom mjestu. Ti faktori mogu usporiti ili zaustaviti dobro osmišljene i financirane inicijative. Mnoge su organizacije uspješno provele pilot-projekte umjetne inteligencije u određenim područjima, ali su utvrdile da je repliciranje tih rezultata kroz više pogona, proizvodnih linija ili poslovnih funkcija znatno teže nego što se očekivalo. Nedostatak standardiziranih okvira i standarda interoperabilnosti otežava implementaciju na razini cijelog poduzeća. Za mala i srednja poduzeća posebno, početni troškovi mogu biti previsoki s obzirom na očekivani rok povrata. Na kraju, interpretabilnost i povjerenje ostaju prepreke u okruženjima gdje su ulogi visoki. Mnogi visokoučinkoviti AI modeli funkcioniraju kao crne kutije, nudeći malo uvida u to zašto proizvode određene rezultate. U sigurnosno kritičnim proizvodnim kontekstima operateri i inženjeri moraju razumjeti i vjerovati sustavima s kojima rade. Metode objašnjive umjetne inteligencije koje čine modelno rezoniranje transparentnijim aktivno su područje istraživanja i sve važnije za usklađenost s propisima.

4. NOVI TRENDOWI I BUDUĆI SMJEROVI

Čini se da će nekoliko razvoja oblikovati sljedeće poglavlje proizvodnje vođene umjetnom inteligencijom. Ulazak generativne umjetne inteligencije u industrijske primjene vjerojatno je najviše spominjan. Iako generativna AI trenutno čini oko 6% industrijskih AI projekata, očekuje se da će taj udio do 2030. doseći 25%. Praktične primjene uključuju automatizirano pretraživanje dokumenata, generiranje koda za operativno tehnološke sustave, dizajn generativnih proizvoda i održavanje terenskih usluga vođeno umjetnom inteligencijom. Razvoj industrijskih temeljnih modela treniranih na proizvodnim podacima specifičnim za određene domene još je jedan važan razvoj koji treba pratiti. Siemens, Google i NVIDIA su među dobavljačima koji razvijaju AI modele posebno dizajnirane za razumijevanje jezičnih i podatkovnih obrazaca inženjerskih i proizvodnih okruženja. Cilj je riješiti stvarnu slabost općih LLM-ova, tj. njihovu ograničenu upoznatost s industrijskim kontekstom. Pravilnim treniranjem alata umjetne inteligencije oni će isporučiti točnije, pouzdanije rezultate za proizvodne slučajeve. Lokalna obrada podataka u trenutku generiranja i omogućavanje suradničkog treniranja modela kroz distribuirana okruženja podržava donošenje odluka u stvarnom vremenu, dok osjetljivi podaci ostaju tamo gdje pripadaju. Pad troškova IoT senzora (koji su sada već od 0,10 do 0,80 USD po jedinici) čini sveobuhvatno prikupljanje podataka sve izvedivijim čak i za male i srednje poduzetnike.

Usklađivanje umjetne inteligencije s ciljevima održivosti postaje strateški prioritet sam po sebi. Razvijaju se alati za upravljanje energijom pokretani umjetnom inteligencijom, praćenje ugljika, smanjenje otpada i planiranje cirkularnog gospodarstva kako bi proizvođači ostali korak ispred pooštavanja ekoloških propisa bez žrtvovanja ekonomskih rezultata. Ovakav okvir koji obuhvaća digitalnu i zelena transformaciju kao komplementarni, a ne suprotstavljenu predstavlja značajnu promjenu u načinu na koji se opravdavaju ulaganja u Industriju 4.0. Umjetna inteligencija i automatizacija trebaju biti dizajnirani da služe širim društvenim ciljevima poput održivog razvoja, smislenog rada i sposobnosti oporavka od budućih poremećaja.

ZAKLJUČAK

Ovaj pregled trenutnog stanja sagledao je umjetnu inteligenciju i automatizaciju u proizvodnji unutar industrije 4.0. Proizvodnja koja ostvari stvaran napredak prelazeći s ranih pilot-projekata na stratešku implementaciju ostvari će najveću dobit. Prediktivno održavanje, kontrola kvalitete, digitalni blizanci, optimizacija lanca opskrbe i suradnja čovjeka i robota postali područja najvećeg utjecaja i mogućnosti najveće optimizacije troškova i povećanja dobiti. U nekim dokumentiranim slučajevima pravilna implementacija navedenih tehnologija smanjenje troškova održavanja od 25 do 40%, povećanje proizvodne proizvodnje od 10 do 15%, ušteduje operativne troškove od 20 do 30% te značajno poboljšava točnosti inspekcije kvalitete. Kontinuirani rast tržišta umjetne inteligencije u proizvodnji, sektoru digitalnih blizanaca i šira ulaganja u pametne tvornice odražavaju koliko su ove tehnologije postale ključne za proizvodnu strategiju. Istovremeno, postizanje pune zrelosti industrije 4.0 nije samo pitanje implementacije prave tehnologije. Podatkovna infrastruktura, kibernetička sigurnost, sposobnosti radne snage, skalabilnost i interpretabilnost modela su područja koja još uvijek pokazuju potrebu za značajnim rastom. Uspješna primjena alata umjetne inteligencije u proizvodnji jednako je organizacijski izazov koliko i tehnički izazov koji zahtijeva koherentne digitalne strategije, stvarni razvoj radne snage, snažno upravljanje kibernetičkim sigurnošću i industrijske standardizacijske napore. Za proizvođače, a posebno za mala i srednja poduzeća s ograničenim resursima, praktični izazov je izgraditi planove usvajanja koji su realni i u pogledu potencijala i preduvjeta ovih tehnologija, te koji razvijaju organizacijske temelje potrebne za dugoročni uspjeh. Za buduća istraživanja preporučuju se tri smjera. Prvo, longitudinalne studije koje prate implementacije od pilot-faze do pune produkcije, s posebnim naglaskom na čimbenike koji određuju hoće li skaliranje uspjeti. Drugo, komparativne analize između sektora — automobilska industrija, farmaceutska proizvodnja i prehrambena industrija suočavaju se s bitno različitim regulatornim i operativnim okvirima koji utječu na izvedivost i povrat pojedinih AI rješenja. Treće, istraživanje utjecaja industrijskih temeljnih modela treniranih na domenski specifičnim podacima na točnost i primjenjivost u stvarnim proizvodnim okruženjima, što predstavlja ključni neodgovoreni istraživački problem za period do 2030. godine.

LITERATURA

- [1] Alaoui Abdelhafid, H., Anwar, M., & Mustapha, H. (18. 2 2026). AI-driven predictive maintenance for industry 4.0: a systematic review of models, methods, and challenges. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. doi:<https://doi.org/10.1007/s00170-026-17531-w>
- [2] Benhanifia, A., Ben Cheikh, Z., Moura Oliveira, P., Valente, A., & Lima, J. (2025). Systematic review of predictive maintenance practices in the manufacturing sector. *Intelligent Systems with Applications*. doi:DOI: 10.1016/j.iswa.2025.200501
- [3] Ceglarek, D., Colledani, M., Vancza, J., Duck-Young, K., Marine, C., Kogel-Hollacher, M., . . . Bolognese, L. (2015). Rapid deployment of remote laser welding processes in automotive assembly systems. *CIRP Annals*, str. 6. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cirp.2015.04.119>
- [4] Dan, D., Baixiang, Z., Zhiwen, Y., Pasquale, F., & Ceglarek, D. (2025). Generative and Predictive AI for digital twin systems in manufacturing. *Frontiers in AI*. doi:<https://doi.org/10.3389/frai.2025.1655470>
- [5] Franciosa, P., Sokolov, M., Sinha, S., Sun, T., & Ceglarek, D. (2020). Deep learning enhanced digital twin for Closed-Loop In-Process quality improvement. *CIRP Annals*, str. 4. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cirp.2020.04.110>
- [6] Insights, G. M. (2025). *Digital Twin Market Size & Share 2025 - 2034*. doi:Report ID: GMI2196
- [7] Koretsky, D. (2025). AI Adoption in Manufacturing: Insights, ROI Benchmarks & Trends Read more on <https://tech-stack.com/blog/ai-adoption-in-manufacturing/>. Techstack. Dohvaćeno iz <https://tech-stack.com/blog/ai-adoption-in-manufacturing/>
- [8] Kusiak, A. (2018). Smart manufacturing. *International Journal of Production Research*. doi:DOI: 10.1080/00207543.2017.1351644
- [9] Leng, J., Wang, D., Shen, W., Li, X., Liu, Q., & Chen, X. (2021). Digital twins-based smart manufacturing system design in Industry 4.0: A review. *Journal of Manufacturing Systems*. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.05.011>
- [10] Lindberg, D. (2025). Harnessing AI for smart manufacturing: insights from Industry 4.0. *Discover Artificial Intelligence*. doi:DOI: 10.1007/s44163-025-00363-0
- [11] Nguyen, P., Kim, M., Nichols, E., & Yoon, H.-S. (2026). AI-Driven Digital Twins for Manufacturing: A Review Across Hierarchical Manufacturing System Levels. *Sensor*. doi:<https://doi.org/10.3390/s26010124>
- [12] Puma, J. (2026). Survey: Smart Factories Enter the Execution Era. *ML Journal*. Dohvaćeno iz <https://manufacturingleadershipcouncil.com/survey-smart-factories-enter-the-execution-era-39608/>
- [13] Sahoo, S., & Lo, C.-Y. (2022). Smart manufacturing powered by recent technological advancements: A review. *Journal of Manufacturing Systems*, str. 4. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2022.06.008>
- [14] Seok Kang, H., Yeon Lee, J., Choi, S., Kim, H., Park, J., Son, J., . . . Do Noh, S. (2016). Smart manufacturing: Past research, present findings, and future directions. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*. doi:DOI: 10.1007/s40684-016-0015-5
- [15] Soori, M., Arezoo, B., & Dastres, R. (2023). Digital twin for smart manufacturing, A review. *Sustainable Manufacturing and Service Economics*. doi:<https://doi.org/10.1016/j.smse.2023.100017>
- [16] Thamer Hassan, A., H. Al-Kindi, L., & Abdulghafour, A. B. (2023). “Industrie 4.0” and Smart Manufacturing: A State of the Art Review. *International Conference on Developments in eSystems Engineering (DESE)*. doi:DOI: 10.1109/DeSE58274.2023.10100115

- [17] Tiago, Z., André da Costa, C., Righi, R., de Lima, M., da Trindade, E., & Li, G. (2020). Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106889>
- [18] Velusamy, P., Vedharajan, R., & Saminathan, R. (2025). *Digital twin driven smart factories: real time physics based co-simulation using edge a.i. and federated learning*. doi:DOI: 10.1038/s41598-025-28466-9
- [19] Wang, B., Zengcong, L., Ziyu, X., Zhiyong, S., & Tian, K. (2023). Digital twin modeling for structural strength monitoring via transfer learning-based multi-source data fusion. *Mechanical Systems and Signal Processing*. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2023.110625>
- [20] Wemjun, L., & Ting, L. (2025). *Comparison of deep learning models for predictive maintenance in industrial manufacturing systems using sensor data*. doi:DOI: 10.1038/s41598-025-08515-z
- [21] Zheng, P., wang, H., Sang, Z., Zhong, R., Yongkui, L., Chao, L., . . . Xun, X. (2018). Smart manufacturing systems for Industry 4.0: Conceptual framework, scenarios, and future perspectives. *Frontiers of Mechanical Engineering*. doi:DOI: 10.1007/s11465- 018-0499-5

