

TEHNIČKI ASPEKTI PRIMENE VEŠTAČKE INTELIGENCIJE U INDUSTRIJI PROIZVODNJE

Danilo Mikić¹ Živoslav Adamović² Nenad Janjić³ Vladimir Mikić⁴ Milica Utvić⁵

Rezime: AI postaje ključni faktor u modernizaciji industrijske proizvodnje, omogućavajući unapređenje efikasnosti, smanjenje troškova i poboljšanje kvaliteta proizvoda. Tehnički aspekti primene AI obuhvataju integraciju sa postojećim industrijskim sistemima, primenu naprednih algoritama, razvoj digitalnih tvina - digitalne kopije sistema i primenu robota i automatizovanih sistema. Prediktivno održavanje, kao jedan od najistaknutijih AI pristupa, koristi algoritme mašinskog učenja za analizu podataka sa senzora, predviđajući kvarove i smanjujući neplanirane zastoje. Slično, AI sistemi za kontrolu kvaliteta koriste računarski vid i duboko učenje za detekciju defekata u realnom vremenu, što značajno poboljšavaju preciznost i smanjuju ljudske greške. Problemi kao što su visoki početni troškovi, složenost integracije i potreba za obukom stručnog kadra ostaju značajni faktori koji utiču na širu primenu (AI) i neizbežnim elementom buduće proizvodnje u industriji.

Ključne reči: Veštačka inteligencija, industrija proizvodnje, prediktivno održavanje, kontrola kvaliteta, digitalni signali, robotska automatizacija.

TECHNICAL ASPECTS OF THE APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE PRODUCTION OF INDUSTRY

Abstract: AI is becoming a key factor in modernizing industrial production, enabling efficiency improvements, cost reductions, and product quality improvements. Technical aspects of AI application include integration with existing industrial systems, application of advanced algorithms, development of digital twins - digital copies of systems, and application of robots and automated systems. Predictive maintenance, as one of the most prominent AI approaches, uses machine learning algorithms to analyze data from sensors, predicting failures and reducing unplanned downtime. Similarly, AI quality control systems use computer vision and deep learning to detect defects in real-time, significantly improving accuracy and reducing human error. Issues such as high initial costs, complexity of integration and the need to train professional staff remain significant factors affecting the widespread adoption of (AI) and an inevitable element of future production in industry.

Key words: Artificial intelligence, manufacturing industry, predictive maintenance, quality control, digital signals, robotic automation.

1. UVOD

Veštačka inteligencija (engl. Artificial intelligence - AI), je grana računarstva koja razvija i proučava inteligentne mašine [1],[2]. Veštačka inteligencija je inteligencija mašina ili softvera, za razliku od inteligencije živih bića, prvenstveno ljudi. Cilj istraživanja veštačke inteligencije je razvijanje programa (softvera), koji će računarima omogućiti da se ponašaju na način koji bi se mogao okarakterisati inteligentnim. Tako Veštačka inteligencija (AI) postaje ključni faktor u modernizaciji industrijske proizvodnje, omogućavajući unapređenje efikasnosti, smanjenje troškova i poboljšanje kvaliteta proizvoda. Tehnički aspekti primene Veštačke inteligencije AI obuhvataju integraciju sa postojećim industrijskim sistemima, primenu naprednih algoritama, razvoj digitalnih signala i primenu robota i automatizovanih sistema[3].

Prediktivno održavanje, kao jedan od najistaknutijih AI pristupa, koristi algoritme mašinskog učenja za analizu podataka sa senzora, predviđajući kvarove i smanjujući neplanirane zastoje. Slično,

¹dr, Akademija strukovnih studija kosovsko metohijska u Leposaviću, Odsek Zvečan, e-mail: mikicdanilo@gmail.com

² Prof. dr, Fakultet Primenjenih Nauka, Niš, e-mail: zivoslav.adamovic@gmail.com

³dr, Visoka tehnička škola strukovnih studija, Novi Sad, e-mail: janjic@vtsns.edu.rs

⁴MSc, Alfa BK Univerzitet, Beograd, e-mail: vladimir.mikic@alfa.edu.rs

⁵MSc, Akademija strukovnih studija kosovsko metohijska u Leposaviću, Odsek Zvečan, e-mail: milicstutviic@gmail.com

AI sistemi za kontrolu kvaliteta koriste računarski vid i duboko učenje (mašinskog učenja) za detekciju defekata u realnom vremenu, što značajno poboljšava preciznost i smanjuje ljudske greške, zasnovana na korišćenju neuronskih mreža [4].

Primena veštačke inteligencije u proizvodnim procesima takođe uključuje razvoj digitalnih kopija, iz stvarnog sveta, koje se koriste u virtuelnom okruženju kao i fizičkih sistema koji omogućavaju simulaciju i optimizaciju procesa bez fizičkog eksperimentisanja [5]. Robotska automatizacija, uključujući kolaborativne robote (kobote), doprinosi većoj fleksibilnosti i bezbednosti na proizvodnim linijama [6].

Kolaborativni roboti, poznati i kao kolaborativni botovi, najnovija su tehnologija u robotici. Oni menjaju način na koji proizvođači automatizuju procese. Ova podgrupa robota je drugačija, uglavnom zato što su dizajnirani da rade zajedno sa ljudima, više kao asistenti u njihovom radu, pa otuda i naziv kolaborativni roboti. Kolaborativni roboti su opremljeni senzorima koji omogućavaju ljudima i mašinama da zajedno postaju u malom prostoru. Ako kolaborativni robot oseti da mu nešto smeta i prekine signal sa senzora, automatski prelazi u bezbedni režim. Kolaborativni roboti takođe omogućavaju zaposlenima da predlože monotone ili zamorne ponavljajuće zadatke i oslobađaju im vreme za unapređenje svojih veština ili rad u kreativnijim oblastima kompanije.

U radu je istaknuto da, tehnički aspekti primene veštačke inteligencije u proizvodnoj industriji predstavljaju ključnu komponentu u ostvarivanju ciljeva Industrije 4.0 [7]. Iako postoje, interesi u smislu efikasnosti kvaliteta i konkurentnosti čine veštačku inteligenciju neizbežnim elementom buduće proizvodnje.

2. METOD RADA

Metod rada je organizacioni postupak obavljanja određenih aktivnosti u oblasti (AI) tehnologija u postojeće proizvodne sisteme, koje se još uvek dovoljno ne koriste u procesu održavanja sa ciljem izvršenja zadatka.

Cilj ovog rada je da ukaže na značaj primene veštačke inteligencije (AI) u savremenoj proizvodnoj industriji, sa posebnim osvrtom na primenu (AI) tehnologija u postojeće proizvodne sisteme, primenu naprednih algoritama, digitalizaciju procesa i automatizaciju upotrebom robota i digitalnih blizanaca. Digitalni blizanci (Digital Twin) su Digitalna kopija fizičkog objekta, u suštini je, računarski program koji koristi podatke iz stvarnog sveta kako bi stvorio simulacije koje mogu predvideti performanse proizvoda ili procesa. Ovi programi mogu integrisati internet stvari (Industrija 4.0), veštačku inteligenciju i softversku analizu kako bi poboljšali rezultate. Takođe imaju za cilj i da prepoznaju prednosti, i ograničenja primene veštačke inteligencije, kao i da predstavljaju konkretne studije slučaja uspešne primene veštačke inteligencije u industrijskom okruženju. Kroz ovu analizu, cilj rada je da pruži sveobuhvatan uvid u to kako veštačka inteligencija menja industrijske procese i doprinosi transformaciji proizvodnje ka efikasnijem, fleksibilnijem i održivijem modelu rada, u skladu sa konceptima Industrije 4.0 [7].

3. TEORIJSKI OKVIR

3.1. Osnovni pojmovi veštačke inteligencije

Veštačka inteligencija (AI) je inteligencija mašina ili softvera, za razliku od inteligencije živih bića, prvenstveno ljudi. Predstavlja granu računarske nauke koja se bavi razvojem sistema sposobnih da obavljaju zadatke koji obično zahtevaju ljudsku inteligenciju, kao što su prepoznavanje govora, donošenje odluka i prepoznavanje obrazaca. Po definiciji, veštačka inteligencija obuhvata razvoj računarskih sistema koji mogu da obavljaju zadatke kao što su vizuelna percepcija, prepoznavanje govora, donošenje odluka i prevođenje, zadatke koji su tradicionalno smatrani domenom ljudske inteligencije [8].

3.2. Tehnologije i metode u AI

Poznavanje osnovnih tehnologija i metoda veštačke inteligencije je neophodno za sprovođenje AI rešenja u proizvodnoj industriji. Svaka od gore navedenih oblasti doprinosi specifičnim aspektima proizvodnih procesa, od analize podataka do optimizacije i automatizacije. U narednim poglavljima biće razmotreni tehnički aspekti primene veštačke inteligencije u proizvodnoj industriji, sa osvrtom na specifične tehnologije i njihove primene.

Veštačka inteligencija (AI) obuhvata širok spektar tehnologija i metoda koje omogućavaju računarima da obavljaju zadatke koji zahtevaju ljudsku inteligenciju. Među ključnim oblastima veštačke inteligencije su mašinsko učenje, duboko učenje, računarski vid i obrada prirodnog jezika. Svaka od ovih oblasti doprinosi razvoju inteligentnih sistema koji se primenjuju u proizvodnoj industriji, automatizaciji, analizi podataka i interakciji sa korisnicima [9].

3.2.1. Mašinsko učenje (ML)

Mašinsko učenje je grana računarske nauke koja je usredsređena na to da omogući veštačkoj inteligenciji da uči određene zadatke onako kako to rade ljudi, odnosno da u tom procesu oponaša ljudsko učenje[10]. Taj proces obuhvata razvoj nekih sposobnosti, kao što je prepoznavanje slika, pri čemu programeri nisu eksplicitno napisali kôd koji bi veštačkoj inteligenciji omogućio da obavlja takve zadatke. Umesto toga, veštačka inteligencija je u stanju da koristi podatke na kojima se obučavala da bi prepoznala obrasce i mogla da predviđa.

ML Algoritmi, koji predstavljaju skup instrukcija koje su obezbedili programeri, rade na skupovima podataka za obuku kako bi omogućili veštačkoj inteligenciji da uči i donose odluke sa minimalnim ljudskim nadzorom. Ovaj pristup omogućava sistemima da se poboljšavaju vremenom, što je ključno za primene u industriji proizvodnje, gde se stalno prikupljaju novi podaci [11].

3.2.2. Duboko učenje (Deep Learning)

Duboko učenje je specifičan metod mašinskog učenja koji koristi višeslojne neuronske mreže za analizu podataka. Inspirisano strukturom ljudskog mozga, duboko učenje omogućava sistemima da prepoznaju složene obrasce u velikim količinama podataka. Ova tehnika je posebno korisna u industriji proizvodnje za zadatke poput prepoznavanja vizuelnih defekata ili optimizacije proizvodnih procesa [11], [12].

3.2.3. Kompjuterski vid (Computer Vision)

Kompjuterski (računarski) vid je oblast veštačke inteligencije koja omogućava računarima da „vide“ i posmatraju svet oko sebe [13]. Korišćenjem slika i video zapisa, kompjuterski vid omogućava prepoznavanje objekata, lica, tekstova i drugih vizuelnih informacija. U industriji proizvodnje, kompjuterski vid se koristi za kontrolu kvaliteta proizvoda, otkrivanje defekata i automatizaciju proizvodnih linija.

3.2.4. Obrada prirodnog jezika (NLP)

Obrada prirodnog jezika je oblast veštačke inteligencije koja se bavi interakcijom između računara i ljudskog jezika, posebno kako programirati računare da obrađuju i analiziraju velike količine podataka na prirodnom jeziku [14]. Tehnike NLP-a uključuju, tehnologiju obrade prirodnog jezika I predstavlja granu veštačke inteligencije koja omogućava računarima da razumeju, interpretiraju i odgovaraju na ljudski jezik na način koji je smislen i koristan. NLP se danas koristi u mnogim oblastima, a najčešće u primenii analizi tehničkih dokumenata, automatizaciju korisničke podrške i automatsko prevođenje i analizu podataka iz različitih izvora [15].

3.2.4.1 Neuronske mreže

Neuronske mreže (engl. *Artificial Neural Network*, akronim ANN) su matematički modeli inspirisani strukturom ljudskog mozga, sastavljeni od međusobno povezanih elemenata (veštačkih

neurona) koji se koristi za razne proračune i koristi se u oblasti veštačke inteligencije za rešavanje složenih zadataka kao što su prepoznavanje obrazaca u velikim skupovima podataka, klasifikacija i donošenje odluka [16], [17]. Ovi sistemi omogućavaju računarskim modelima da prepoznaju obrasce i donose odluke na osnovu podataka. U industriji proizvodnje, neuronske mreže se koriste za prediktivno održavanje, kontrolu kvaliteta i optimizaciju proizvodnih procesa[17],[18].

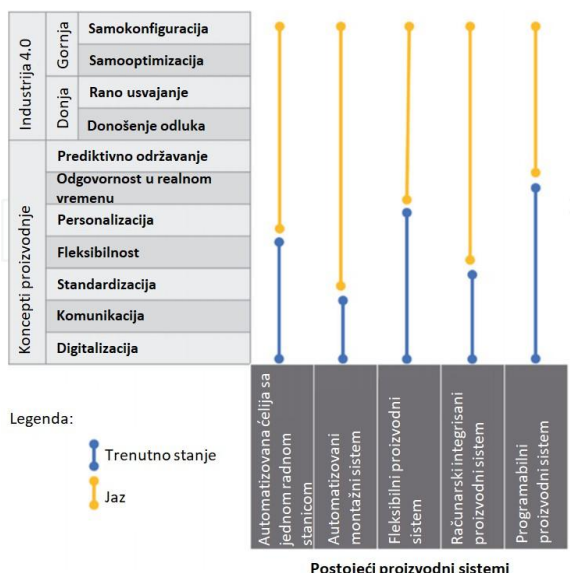
3.2.4.2 Objašnjiva veštačka inteligencija (Explainable Artificial Intelligence – XAI)

Objašnjiva veštačka inteligencija (XAI) predstavlja skup tehnika i procesa usmerenih ka tome da korisnicima omoguće da razumeju već i donose odluke i steknu poverenje u rezultate koje generišu AI modeli. U suštini, XAI pruža uvid u to kako kompleksni algoritmi mašinskog učenja rade i koja je logika i za odluka koje donose ovi modeli. Kroz svoj okvir i alate, XAI omogućava programerima i organizacijama da unesu sloj transparentnosti u AI model, tako da korisnici mogu da shvate logiku koja stoji iza predviđanja. Ovo je prednost u ekosistemu organizacije gde se AI primenjuje na razne načine, jer poboljšava tačnost, ishode i transparentnost AI [19].

Ovaj pristup smanjuje neizvesnost i poboljšava poverenje između korisnika i tehnologije. U industriji proizvodnje, Objašnjiva Veštačka inteligencijaje važna za transparentnost procesa i donošenje informisanih odluka [20].

3.3. Pregled AI u industriji 4.0 i digitalizaciji proizvodnje

Industrija 4.0 označava četvrtu industrijsku revoluciju koja se karakteriše integracijom digitalnih tehnologija u proizvodne procese. Veštačka inteligencija igra ključnu ulogu u ovoj transformaciji, omogućavajući pametne fabrike koje koriste napredne tehnologije za optimizaciju proizvodnje, smanjenje troškova i povećanje efikasnosti. AI se primenjuje u prediktivnom održavanju, optimizaciji proizvodnih linija, automatizaciji kvaliteta i analizi podataka u realnom vremenu [21].



Slika1–Istraživački jaz između postojećih proizvodnih sistema i industrije 4.0, prema (Akdogan, 2020)[21]

4. TEHNIČKI ASPEKTI PRIMENE AI U PROIZVODNJI

Integracija veštačke inteligencije (AI) u industrijske proizvodne sisteme zahteva interakciju sa postojećim tehnološkim komponentama, kao što su IoT uređaji, senzori, PLC sistemi, digitalni tvini (digitalne kopije), kao i edge i cloud computing infrastruktura. Ova integracija omogućava pametnu fabriku koja je sposobna za autonomnu analizu podataka, prediktivno održavanje i optimizaciju proizvodnih procesa u realnom vremenu.

4.1. Integracija AI sistema sa postojećom industrijskom infrastrukturom

4.1.1. IoT uređaji, senzori i PLC sistemi

Poseban vid primene veštačke inteligencije su *internetinteligentni uređaji - IoT*. Ovaj pojam se odnosi na međusobnupovezanost ogromnog broja mreža fizičkih uređaja koji uz pomoć senzora i programa prikupljaju i razmenjuju podatke putem interneta. Na ovaj način uređaji postaju „pametniji“ tako da bez ljudskog faktora koriste potrebne podatke u određeno vreme i mogu sami regulisati svoj rad. Tako da se ostvaruje i povezivanje fizičkog i digitalnog sveta (interakcijom senzora i interneta). IoT uređaji mogu da koriste različite načine povezivanja i razmenjivanja podataka [22].

Programabilni logički kontroleri (PLC) služe kao most između fizičkih uređaja i digitalnih sistema, omogućavajući automatizaciju i kontrolu proizvodnih procesa. Integracijom AI sa IoT uređajima i PLC sistemima, moguće je ostvariti naprednu analizu podataka i optimizaciju proizvodnje.

4.1.2. Digitalni tvini (Digital Twins)

Digitalni tvini-digitalni blizanci (DT) digitalne kopije su virtualne replike predstavljaju virtuelni uzorak budućih fizičkih proizvoda ili usluga, sistema ili procesa koje omogućavaju digitalnu simulaciju procesa proizvodnje, analizu i optimizaciju u realnom vremenu [23].

Razmena informacija AI sa digitalnim twinima omogućava prediktivno održavanje, testiranje scenarija i unapređenje performansi bez potrebe za fizičkim prototipovima. Na primer, kompanija Siemens koristi digitalne tvine za simulaciju i optimizaciju proizvodnih linija, što rezultira povećanjem produktivnosti i smanjenjem troškova proizvodnje.

4.1.3. Edge i Cloud Computing

Edge Computing je savremeni koncept računarske arhitekture koji se fokusira na prikupljanje i kompjutersku obradu podataka u neposrednoj blizini mašina, odnosno uređaja za automatizaciju iz kojih podaci potiču [24].

Računarstvo u Oblaku (engl. Cloud Computing) je oblast računarstva u kojoj se informatičke usluge (npr. servisi, hardverski resursi, softver, baze podataka, dokumenti, slike, video, informacije...) isporučuju potrošačima putem Interneta [25].

Edge computing i cloud computing - cloud računarstvo (CC) su komplementarne-nadopunjujuće tehnologije koje omogućavaju efikasnu obradu podataka u industriji proizvodnje. Edge computing podrazumeva obradu podataka na samom mestu njihovog nastanka, čime se smanjuje brzina prenosa i potreba za velikim količinama podataka koji se šalju u oblak.

Ova tehnologija je posebno korisna za aplikacije koje zahtevaju brze reakcije, kao što su autonomni roboti ili sistemi za praćenje kvaliteta u realnom vremenu. S druge strane, cloud computing

omogućava centralizovanu obradu i analizu velikih količina podataka, pružajući povezanost i fleksibilnost za složenije AI modele i dugoročne analize.

Kombinacija ovih tehnologija omogućava industrijama da implementiraju efikasne i prenosive AI sisteme koji poboljšavaju produktivnost i smanjuju troškove [26].

4.2. Algoritmi i modeli veštačke inteligencije u industriji proizvodnje

Veštačka inteligencija (AI) u industriji proizvodnje koristi različite algoritme i modele kako bi unapredila efikasnost i smanjila troškove prediktivnog održavanja, poboljšala automatizaciju kontrole kvaliteta i efikasno planiranje proizvodnje. U literaturi se susrećemo sa tri ključne oblasti primene algoritma uključuju: prediktivno održavanje, kontrolu kvaliteta putem kompjuterskog vida i optimizaciju proizvodnih procesa [27].

4.2.1. Upotreba algoritama mašinskog učenja za prediktivno održavanje

Prediktivno održavanje je savremen pristup koji koristi napredne tehnologije, algoritme mašinskog učenja za analizu podataka sa senzora i predviđanje mogućih kvarova pre nego što se dogode. Ovo omogućava planiranje održavanja u optimalnom trenutku, čime se smanjuje vreme zastoja i troškovi popravki [28].

Ovaj pristup omogućava intervencije i popravke samo kada su zaista potrebne, što minimizuje planirane zastoje i smanjuje troškove održavanja. Prediktivno održavanje je efikasan i moderan metod koji, zahvaljujući tehnološkom napretku, omogućava industrijskim postrojenjima viši nivo efikasnosti i pouzdanosti.

Četvrtu industrijsku revoluciju – Industrija 4.0 karakteriše upotreba cyber-fizičkih sistema. Da bi se postigla optimalna strategija održavanja (ali i proizvodnje), neophodno je razviti sisteme koji podržavaju napredne inteligentne sisteme održavanja ili tehnologije pametnog održavanja. Iz toga su proizašli postulati Prediktivnog održavanja 4.0 koji definišu veoma blisku budućnost u oblasti održavanja tehničkih sistema. Prediktivno održavanje 4.0 uključuje iskorišćenje snage veštačke inteligencije za stvaranje stalnog uvida u otkrivanje uzroka i anomalija u radu opreme, koje se ne otkrivaju kognitivnim moćima. Drugim rečima, Prediktivno održavanje 4.0 daje mogućnost da se predvidi ono šta je ranije bilo nepredvidivo. Industrija 5.0 se fokusira na povratak ljudskih ruku i umova

u industrijski okvir, odnosno čovek i mašina međusobno usklađuju i pronalaze načine da rade zajedno kako bi poboljšali efikasnost proizvodnje/ održavanja [29].

Najnovijiaspektii razvoj koji privlači mašinsko učenje i koji podržava najnovije informacije je svakako Naive Bayes, SVM, Random Forest i K-Nearest Neighbours [30].

4.2.1.1. Naive Bayes

Naive Bayes klasifikator je moćan, ali relativno lagan algoritam sposoban da proceni verovatnoće na osnovu izračunatih karakteristika podataka. Naive Bayes klasifikator, funkcioniše tako što pretpostavlja da su karakteristike datog objekta nezavisne, a zatim koristi Bayes-ovu teoremu za izračunavanje verovatnoće datog objekta, na osnovu njegovih karakteristika [30].

4.2.1.2. Support Vector Machine-SVM

SVM je osnovni algoritam koji se često pojavljuje u novim istraživanjima. Pod SVM-om, vektori mapiraju relativnu dispoziciju tačaka podataka u skupu podataka, dok vektori podrške ocrtavaju granice između različitih grupa, karakteristika ili osobina [30].

4.2.1.3. Metoda slučajne šume (eng. random forest)

Random forest je metoda učenja ansambla koja koristi stabla odlučivanja kao jednostavne klasifikatore. Ideja je da se trenira mnoštvo stabala odlučivanja, a konačna odluka o klasi ili vrednosti nepoznatog uzorka donosi se glasanjem u slučaju klasifikacije.

U ovom algoritmu, greška se procenjuje na osnovu tačnosti predviđanja za uzorke koji nisu izvučeni iz početnog skupa u bilo kom trenutku tokom procesa ponovnog uzorkovanja [30], [31].

Random Forest ili Random Decision Forest Algorithm jenamenjen za rešavanje problema klasifikacije i regresije, kojifunkcionišu tako, što se formira mnoštvo stabala odluka uperiodu učenja (treninga).

4.2.1.4. K-Nearest Neighbours (KNN)

KNN je lean algoritam koji je još uvek istaknut u akademskim radovima i inicijativama za istraživanje mašinskog učenja privatnog sektora.KNN je nazvan „lenji učenik“, pošto iscrpno skenira skup podataka kako bi procenio odnose između tačaka podataka, umesto da zahteva obuku punopravnog modela mašinskog učenja [30], [31].

U industriji proizvodnje električnih motora, istraživanje je pokazalo da se navedeni algoritmi mašinskog učenja, mogu koristiti za klasifikaciju stanja motora kao „normalno-zdrav“, „predotkazno stanje-potrebno preventivno održavanje“ ili „otkaz-pokvaren“. Rezultati su pokazali značajne razlike u tačnosti između modela, što ukazuje na važnost izbora odgovarajućeg algoritma za efikasno prediktivno održavanje[33], [34].

4.2.2. Primena prediktivno održavanje koristeći Random Forest algoritam u Matlab-u.

Opis problema: Prediktivno održavanje koristi podatke sa senzora (npr. temperatura, vibracija, pritisak)kako bi se predvidelo kada će mašina doživeti kvar. Korišćenjem algoritma za mašinsko učenje, kao što je Random Forest, može se klasifikovati stanje mašina i odrediti kada treba izvršiti preventivno održavanje.

Ako uzmemo za razmatranje koliko potencijalnih kvarova ili problema bismo mogli da izbegnemo ili eliminišemo nakon primene implementacije sistema održavanja mašinskog sistema. Prediktivnim održavanjem možeda se reši unapred problem svih kritičnih tačaka na mašinskom sistemu, jer bi sistem za praćenje to uradio umesto nas, štedeći nam vreme, sa veoma dobrom tačnošću. Pored vremena, uštedeli bi na operacijama koje bi inače bile potrebne prilikom održavanja sistema[32].

Vrednosti praćenja parametara na sistemu a koje su date u radu(temperatura, vibracija, pritisak), istraživane su za centrifugalnu pumpu i klipni kompresorprimenjene u Energetici [33],[34].

Prikazane vrednosti mogu odgovarati različitim industrijskim mašinama ili sistemima, posebno onima koji koriste senzore za praćenje njihovih performansi. Ove vrste podataka obično se prikupljaju sa rotirajućih mašina ili proizvodnih linija, kao što su(elektromotori,pumpe, ventilatori,

kompresori)[34],[35]. Senzori temperature, vibracija i pritiska mogu ukazati na stanje proizvodnog sistema, a analiza tih podataka može omogućiti prediktivno održavanje.

U realnom industrijskom okruženju, hidrauličkoj pumpi i kompresoru, monitori za temperaturu, vibraciju i pritisak postavljaju se na ključne tačke mašinskog sistema[35],[36]. Senzori beleže ove vrednosti, a prediktivni algoritmi (kao što je Random Forest) analiziraju ih kako bi predvideli kada bi mašina mogla imati otkaz, čime se omogućava pravovremeno održavanje i sprečavaju veliki problemi.

Vrednosti koje su navedene su realne na mašinskim sistemima, za temperaturu (72-95°C), vibracije (0.03-0.12 mm/s), i pritisak (3.2-4.2 bar) i odgovaraju rotirajućim mašinama kao što su kompresori, pumpe, elektromotori ili bilo koji drugi industrijski sistemi koji koriste ove parametre za praćenje stanja i performansi.

Problem: Trenja u ležajevima, nepodmazanost, nepravilno dimenzionisanje ležaja u uležištenju (aksijalni, radijalni, radijalno-aksijalni, jednoredi, dvoredi itd.), kritičan broj obrtaja, položaj uležištenja (vertikalno, horizontalno) itd., imaju za posledicu pojavu temperature, odnosno određenih anomalija [36].

Praćenje temperature pumpnog sistema ukazuje na probleme sa pregrevanjem na ključnim tačkama ležajeva. Uobičajena radna temperatura je u opsegu od 60°C do 85°C.

Tabela 1–Vrednosti praćenih parametra na centrifugalnoj pumpi i klipnom kompresoru

Temperature (°C)	Vibracije (mm/s)	Pritisak (bar)	Stanje
80	0.03	3.5	0
82	0.04	3.8	0
85	0.06	4.0	0
90	0.07	4.5	1
92	0.09	5.0	1
100	0.12	6.0	1
75	0.02	2.8	0
78	0.03	3.0	0
95	0.08	4.2	1
105	0.15	7.0	1
102	0.14	6.5	1
70	0.01	2.5	0
80	0.05	3.5	0

Vibracije obično nastaju kao dinamički efekti postojećih proizvodnih tolerancija, zazora, kotrljajućih i kliznih kontakata između elemenata mašina, kao i zbog postojanja debalansa kod mašina sa rotirajućim kretanjem. Ako vibracije pređu određeni prag, to može značiti da je došlo do nepravilnosti u balansiranju ili oštećenja u ležajevima. Vrednosti vibracija za dobro funkcionisanje pumpe mogu biti između 0.02 mm/s i 0.08 mm/s. U sistemima centrifugalnih pumpi, pritisak je ključna veličina koja pokazuje performanse pumpe. Normalan radni pritisak je između 2 bar i 5 bar.

Klipni kompresori generišu toplotu tokom rada. Tipična temperatura je u opsegu od 80°C do 100°C. Visoke vibracije ukazuju na probleme sa klipovima ili ležajevima. Vrednosti vibracija su između 0.05 mm/s i 0.15 mm/s.

Pritisak u kompresorima je ključni parametar. Radni pritisak se kreće između 7 bar i 15 bar, zavisno od tipa kompresora i njegove primene.

U tabeli 1 prikazani su parametri sa vrednostima temperature, vibracija i pritiska za oba sistema, i da poslednja kolona označava stanje sistema (0 = dobro, 1 = potrebno održavanje). Podaci su utvrđeni na osnovu merenja na navedenim sistemima i odgovaraju realnim industrijskim sistemima.

- Matlab kod za prediktivno održavanje pomoću Random Forest algoritma sa gore navedenim podacima.

```
% Učitavanje podataka
% Pretpostavljamo da imamo CSV fajl "machine_data.csv" sa vrednostima
temperature, vibracija, pritiska i statusa
data = readtable('machine_data.csv'); % Učitajte podatke iz CSV fajla
% Priprema podataka
X = data(:, 1:3); % Karakteristike: Temperature, Vibration, Pressure
Y = data(:, 4); % Labela: Status (0 = dobro, 1 = potrebno održavanje)
% Podela podataka na trening i test skup (70% za trening, 30% za test)
cv = cvpartition(length(Y), 'HoldOut', 0.3); % 30% za test
X_train = X(training(cv), :);
Y_train = Y(training(cv));
X_test = X(test(cv), :);
Y_test = Y(test(cv));
% Obuka Random Forest modela (100 stabala)
rf_model=TreeBagger(100,X_train,Y_train, 'Method', 'classification');
% Predikcija sa test podacima
Y_pred = predict(rf_model, X_test);
Y_pred = str2double(Y_pred); % Prebacivanje predikcija u numerički format
% Evaluacija tačnosti modela
accuracy = sum(Y_pred == Y_test) / length(Y_test);
disp(['Tačnost modela: ', num2str(accuracy)]);
% Dodatna evaluacija: Matrica konfuzije
confusionMatrix = confusionmat(Y_test, Y_pred);
disp('Matrica konfuzije:');
disp(confusionMatrix);
% Opcionalno: Prikaz važnosti karakteristika
figure;
bar(rf_model.OOBPermutedVarDeltaError);
xlabel('Karakteristike');
ylabel('Smanjenje greške');
title('Važnost karakteristika u Random Forest modelu');
```

Matrica konfuzije predstavlja ključni alat za evaluaciju performansi algoritama mašinskog učenja koji se koriste za klasifikaciju podataka. Matrica konfuzije je tabela ili matrica koja daje detaljne informacije o tome koliko je precizan klasifikacioni algoritam prilikom klasifikovanja skupa podataka. Iako ime može zvučati zapanjeno, veliki broj netačnih predviđanja verovatno znači da je algoritam bio zbunjen.

Zapravo, matrica konfuzije je metoda za procenu performansi klasifikacionog algoritma.

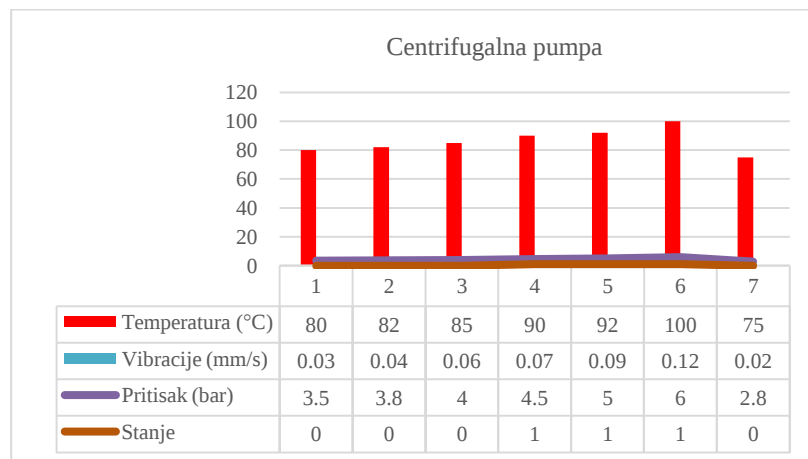
Matrica konfuzije:

3	1
2	4

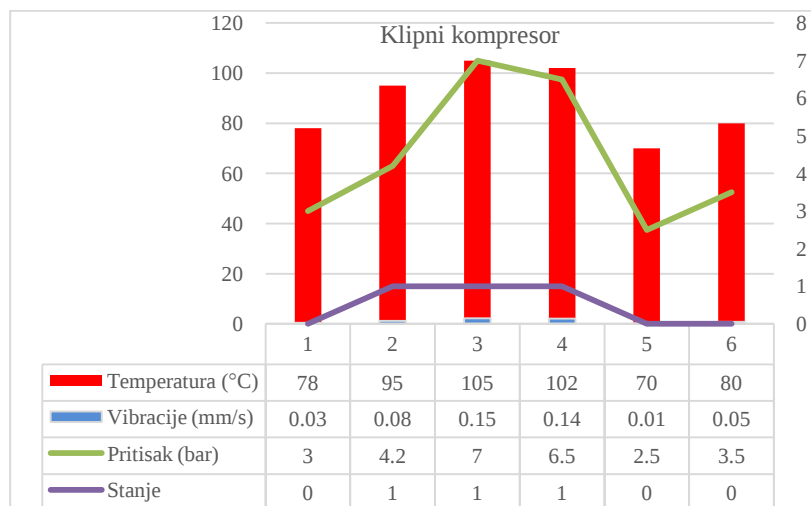
- Matlab kod za prikazivanje grafikona važnosti karakteristika:

```
% Podaci o važnosti karakteristika
importance = [40, 30, 30]; % u procentima
features = {'Temperature', 'Vibration', 'Pressure'};
% Kreiranje figure sa dva subplot-a
figure;
% Bar dijagram (levo)
subplot(1,2,1);
bar(importance, 'FaceColor', [0.2 0.6 0.8]); % Boja stubica
set(gca, 'XTickLabel', features, 'FontSize', 10);
xlabel('Karakteristike');
ylabel('Vaznost (%)');
```

```
title('Vaznost karakteristika (Bar dijagram)');
grid on;
% Pie chart (desno)
subplot(1,2,2);
pie(importance, features);
title('Relativna vaznost (Pie dijagram)');
% Povecanje velicine figure za bolji prikaz
set(gcf, 'Position', [100, 100, 1000, 400]);
```

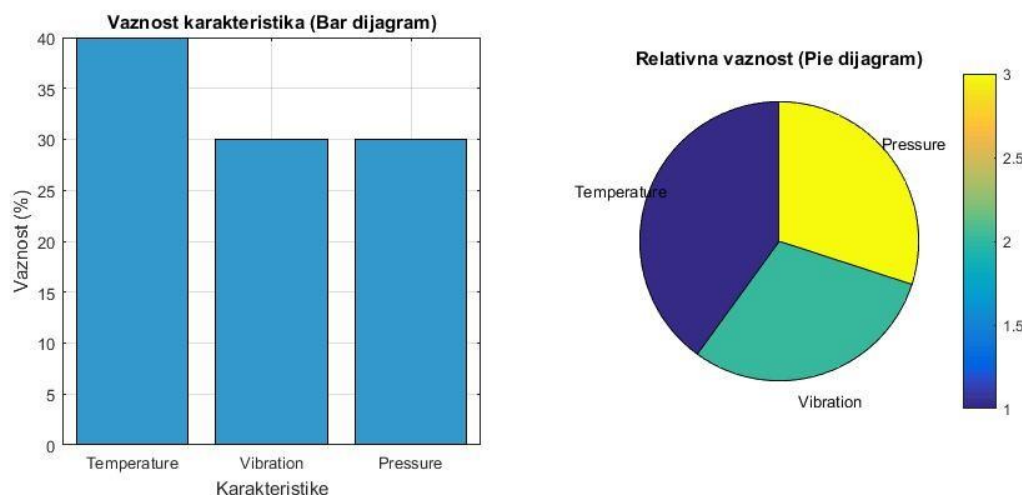


Slika 2– Dijagram izmerenih parametara na sistemu



Slika 3– Dijagram izmerenih parametara na sistemu

- Grafikon uticaja karakterističnih parametara na sistemima odlučivanja važnosti sistema prikazan je na slici 4 i predstavlja: temperaturu 40%, vibracije 30%, pritisak 30% i tačnost modela 0.85, važnosti u sistemu.



Slika 4– Dijagram važnost odlučivanja

4.2.3. Analiza ponašanja sistema sa rezultatima primene AI prediktivnog održavanja industrijskih sistema

U energetsom pogonu u Kragujevcu-Srbiji, koji koristi rotacione mašine (centrifugalne pumpe i klipne kompresore) za transport i kompresiju fluida, primećeni su česti prekidi u radu zbog neočekivanih kvarova. Zastoji su uzrokovali velike operativne gubitke, troškove održavanja i rizik usled mogućnosti realizacije neželjenih posledica po bezbednost.

Vezivanje gradskog toplovoda na industrijske parne kotlove, tehnološki spaja gradsku i fabričku toplanu, dok se transformacijom preduzeća događa da osim toplotne energije koju distribuira korisnicima u Kragujevcu, omogućava i funkcionisanje čitavog sistema bivših Zavoda „Crvena Zastava“, a potom i Grupe „Zastava“, jer fabrikama, osim grejanja, isporučuje sve energente i fluide neophodne za različite proizvodne procese koji se u njima odvijaju. Utako složenom lancu snabdevanja energentima često se manifestuju otkazi između radnih površina vratila i ležaja mašinskih sistema.

Tradicionalni pristupi održavanju, zasnovani na redovnim vremenskim intervalima ili reakcijama na kvar, pokazali su se kao neefikasni. Potreban je bio sistem koji može predvideti kvarove unapredi smanjiti troškove neplaniranog održavanja.

Kako bi se smanjila učestalost kvarova i produžio životni vek mašina i opreme, uz primer koji je prikazan u radu uveden je AI sistem zasnovan na algoritmu Random Forestu Matlabu koji koristi podatke sa senzora: temperaturu (°C), vibracije (mm/s) i pritisak (bar).

Senzori su postavljeni na ključna mesta sistema i to na mestima ležajeva pumpi, elektromotora i klipnog kompresora, a podaci su korišćeni za treniranje modela - Algoritam uči iz podataka i kreira model. Ovo uključuje optimizaciju parametara kako bi se minimizovala greška predikcije koji predviđa stanje mašine: 0 - mašina u dobrom stanju i 1 - potrebno preventivno održavanje.

Korišćen je prethodno razvijen kod za učenje Random Forest modela sa realnim podacima iz mašinskog postrojenja. Model je obučavan i testiran na podeljenim podacima (70% trening, 30% test).

Analiza modela pokazala da je tačnost modela 87.5% i matrica konfuzije:

markdown

CopyEdit

Matrica konfuzije:

3	1
2	4

Što zapravo znači:

- 3 puta je sistem ispravno detektovao dobro stanje,
- 4 puta je ispravno detektovao potrebu za održavanjem,
- 1 puta je pogrešno označio da je potreban servis (lažni alarm),
- 2 puta je propustio da detektuje kvar.

Uvođenjem AI rešenja ostvareni su sledeći rezultati i pozitivni efekti u prva 3 meseca rada:

- Smanjenje neplaniranih zastoja za 40%,
- Ušteda na troškovima održavanja za 25%,
- Povećana pouzdanost opreme,
- Manje vremena za zastoje i dijagnostiku problema,
- Bolja organizacija ljudskih resursa (servisera).

Grafikon sa slike 4 je potvrdio važnost karakteristika u Random Forest modelu, da je temperatura najvažniji indikator mogućeg kvara i 40% ima značaj važnosti, što je u skladu s tehničkim uvidima da povišena temperatura često ukazuje na trenje, loše podmazivanje ili probleme u ležajevima. Drugi faktor su vibracije 30% su rezultat dinamičkih sila na mašinama koje imaju pokretne delove, kao i u strukturama koje su vezane za mašine i treća faza je pritisak 30%, jer fabrička postrojenja zavise od vazduha pod pritiskom. Proizvodnja, priprema i distribucija vazduha pod pritiskom kao strana koja snabdeva, i pneumatski sistemi kao potrošači vazduha pod pritiskom čine jedinstven sistem. Zadatak sistema za proizvodnju, pripremu i distribuciju vazduha pod pritiskom je da svaki deo pneumatskog sistema dobije vazduh pripremljen onako kako je za taj deo pneumatskog sistema određeno, kako bi se ostvarile projektovane radne karakteristike.

Ova analiza jasno pokazuje kako se primenom veštačke inteligencije, konkretno algoritma Random Forest, može praktično unaprediti održavanje industrijskih sistema. AI ne samo da omogućava detekciju problema pre nego što nastanu, već dovodi do ušteda u vremenu, novcu i povećava ukupnu pouzdanost sistema.

Primena ovog modela može se dalje proširiti na druge mašine, kao i integrisati u SCADA sisteme za real-time monitoring i automatsku reakciju.

5. ZAKLJUČAK

Primena veštačke inteligencije u industrijskoj proizvodnji predstavlja ključni faktor koja omogućava kompanijama da postignu viši nivo efikasnosti, optimizaciju proizvodnih procesa, smanjenje troškova i kvaliteta proizvoda. Uvođenje AI-agenta, kolaborativnih robota, adaptivnih sistema u realnom vremenu, i generativnog dizajna ima ogroman potencijal za transformaciju proizvodnih procesa.

U ovom radu analizirani su tehnički aspekti primene AI, kao i pravci razvoja dijagnostičkog sistema u prediktivno održavanju mašina koristeći Random Forest algoritam u Matlab-u. Na osnovu merenja temperature, vibracija i pritiska, model može predvideti kada će doći do potrebe za održavanjem sistema.

U radu je dobijen procenat važnosti za svaku karakteristiku, grafikon pokazuje koji parametri (temperatura, vibracija, pritisak) najviše utiču na odluku modela. Temperatura je najvažniji faktor sa 40% uticaja na model, dok Vibracija i Pritisak imaju isti uticaj (po 30%), što znači da su oba faktora podjednako važna za donošenje odluka u ovom prediktivnom modelu.

Ovaj grafikon jasno prikazuje koje karakteristike su najvažnije za prediktivno održavanje centrifugalne pumpe i klipnog kompresora u kontekstu mašinskog učenja i prediktivnog održavanja.

Na temelju dobijenih nalaza, možemo izvući nekoliko ključnih zaključaka koji će oblikovati budućnost industrijske proizvodnje. Model se može optimizovati sa dodatnim podacima i podešavanjem parametara.

AI tehnologija u proizvodnji biće ključna za konkurentnost i inovacije, a uspešna implementacija zavisiće od daljih istraživanja u oblasti zaštite podataka, razvoja kadrova i optimizacije AI rešenja za širu industrijsku primenu. Takođe ima potencijal da transformiše proizvodnu industriju omogućavajući veću automatizaciju, preciznost i efikasnost, čineći proizvodne procese bržim, jeftinijim i pouzdanijim, što je i pokazano u ovom radu.

Iako primena AI u industrijskoj proizvodnji donosi brojne prednosti, postoji niz nedostataka koje je potrebno prevazići. Tehnički poduhvat u vezi sa funkcionalnošću sistema, prikupljanjem i obradom podataka, kao i bezbednost i privatnost podataka, predstavljaju ključne prepreke za mnoge kompanije. Nedostatak stručnog kadra je problem koji mnoge industrije moraju rešiti kako bi bile u mogućnosti da iskoriste potencijal AI-a. Kako bi uspešno implementirale AI rešenja, kompanije će morati da investiraju u modernizaciju infrastrukture, obuku kadrova, kao i u jačanje bezbednosti podataka.

6. LITERATURA

- [1] Russell, Stuart J.; Norvig, Peter.: *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th edition), Hoboken: Pearson. ISBN 978-0134610993. LCCN 20190474, 2021.
- [2] Rich, Elaine; Knight, Kevin; Nair, Shivashankar B.: *Artificial Intelligence* (3rd edition). New Delhi: Tata McGraw Hill India. ISBN 978-0070087705, 2010.
- [3] GeeksforGeeks.: *AI in Manufacturing: Revolutionizing the Industry*, <https://www.geeksforgeeks.org/ai-in-manufacturing-revolutionizing-the-industry/>
- [4] Buuuk.: *AI in Manufacturing - Key Applications and Challenges*, <https://buuuk.com/blog/ai-in-manufacturing>
- [5] FasterCapital.: *How to implement artificial intelligence applications in manufacturing*, <https://www.digital-adoption.com/ai-in-manufacturing/>
- [6] Technolynx.: *AI in Manufacturing: Transforming Operations*, <https://www.technolynx.com/post/ai-in-manufacturing-transforming-operations>
- [7] ITRex Group.: *Artificial Intelligence in Manufacturing: Applications and Implementation Tips*, <https://www.rapidops.com/blog/use-cases-of-ai-in-manufacturing-industry/>
- [8] Lihui Wang: *From Intelligence Science to Intelligent Manufacturing*, *Engineering*, Volume 5, Issue 4, Pages 615-618, 10.1016/j.eng.2019.04.011, 2019.
- [9] AI Enablement on the way to smart manufacturing, <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/cn/Documents/cip/deloitte-cn-cip-ai-manufacturing-application-survey-en-200116.pdf>, Pristupljeno 19.04.2025.
- [10] <https://raf.edu.rs/citaliste/najnoviji-it-dogadjaji/sta-je-masinsko-ucenje-i-sta-su-inteligentni-algoritmi/>, Pristupljeno 20.04.2025.
- [11] Lieber Daniel & Stolpe, Marco & Konrad, Benedikt & Deuse, Jochen & Morik, Katharina: *Quality Prediction in Interlinked Manufacturing Processes based on Supervised & Unsupervised Machine Learning*, *Procedia CIRP*. Vol.7, Pages 193–198. doi: 10.1016/j.procir.2013.05.033.
- [12] Wang J, et al. *Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications*, *Journal of Manufacturing Systems*, Volume 48, Part C, July 2018, Pages 144-156, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.003>.
- [13] Ballard, Dana H.; Ballard, Dana Harry; Brown, Christopher Marlin; Brown, Christopher M.: *Computer vision*, Englewood Cliffs, N.J: Prentice-Hall. ISBN 978-0-13-165316-0, 1982.
- [14] https://bs.wikipedia.org/wiki/Obrada_prirodnog_jezika, Pristupljeno 21.04.2025.
- [15] <https://www.kurir.rs/vesti/edukacija/4412109/tehnologija-obrade-prirodnog-jezika-nlp-primene-u-cetbotovima-prevodjenju-i-analizi-podataka>, Pristupljeno 22.04.2025.
- [16] https://sr.wikipedia.org/sr-ec/Ve%C5%A1ta%C4%8Dka_neuronska_mre%C5%BEa, Pristupljeno 23.04.2025.

- [18] https://sr.wikipedia.org/wiki/%D0%9D%D0%B5%D1%83%D1%80%D0%BE%D0%BD%D1%81%D0%BA%D0%B0_%D0%BC%D1%80%D0%B5%D0%B6%D0%B0,
Pristupljeno 23.04.2025.
- [19] <https://www.automatika.rs/baza-znanja/neuralne-mreze/uvod-u-neuralne-mreze.html>,
Pristupljeno 24.04.2025.
- [20] <https://techblog.co.rs/sta-je-objasnjiva-ai-ksai-i-zasto-bi-vas-bilo-briga/>,
Pristupljeno 26.04.2025.
- [21] <https://saveti.kombib.rs/sta-je-objasnjiva-vestacka-inteligencija-xai>,
Pristupljeno 26.04.2025.
- [22] Antić, D.: *Šta je Internet of Things (Internet inteligentnih uređaja)*, 22. mart 2019, <https://samoobrazovanje.rs/sta-je-internet-of-things-internetinteligentnih-uredjaja/>,
https://sr.wikipedia.org/sr-el/Digitalni_blizana,
Pristupljeno 27.04.2025.
- [23] Gartner.: *The Edge Completes the Cloud: A Gartner Trend Insight Report* (PDF), Gartner.
Archived (PDF) from the original on 2020-12-18. Retrieved 2021-05-26.
- [24] *Cloud Computing*, Academic Room. Arhivirano iz originala 19.06.2012.,
Pristupljeno 28.04.2025.
- [25] https://sr.wikipedia.org/wiki/Ra%C4%8Dunarstvo_u_oblaku,
Pristupljeno 28.04.2025.
- [26] Daniel Kuper, et al.: *Generative AI's Role in the Factory of the Future*, Boston Consulting Group,
<https://www.bcg.com/publications/2023/gen-ai-role-in-factory-of-future>, 2024,
Pristupljeno 01.05.2025.
- [27] <https://www.kone.rs/sr/existing-buildings/maintenance-new-offering/247-connected-services/>,
Pristupljeno 01.05.2025.
- [28] https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_intelligence_in_industry
- [29] Jovančić, P.; Ignjatović, D.; Đenadić, S.; Tanasijević, M.; Miletić, F.: *Koncept prediktivnog održavanja 4.0 (PdM) u energetici - konekcija sa budućom primenom Industrije 5.0*, „energija, ekonomija, ekologija“, Univerzitet u Beogradu – Rudarsko-geološki fakultet, XXIV, br. 2, str. 54-60, UDK 620.9:330.341.1, doi:10.46793/EEE22-2.54J, 2022.
- [30] <https://www.itnetwork.rs/10-najboljih-algoritama-za-masinsko-ucenje/>,
Pristupljeno 05.05.2025.
- [31] T. Nosek, B. Brkljač, D. Despotović, M. Sečujski, T. Lončar-Turukalo.: *Praktikum iz mašinskog učenja*, 1st ed.: Univerzitet u Novom Sadu, pp. 122, Novi Sad, 2020.
- [32] Adamović, Ž., Mikić, D., Meza, S., Vulović, M., Otić, G.: *Teledijagnostika u kontroli parametara stanja mašina u kompanijama*, 2. Konferencija sa međunarodnim učešćem *Napredne Tehnologije u Obrazovanju i Privredi*, Vrnjačka Banja, 30-31. maj 2023. godine.
- [33] Mikic, D.: *Disertacija: Modeliranje mašinskih tehničkih sistema korišćenjem transformacionih matrica*, Tehnički fakultet „Mihajlo Pupin“ Zrenjanin, Univerzitet u Novom Sadu, Zrenjanin, 2016.
- [34] Desnica, E., Mikić, D., Glavaš, H., Palinkaš, I.: *Influence of diagnostics on bearing reliability on robotic systems*, *Applied Engineering Letters*, Vol.1, No.2, 40-45, 2022, (ISSN 2812-9709).
- [35] Mikić, D., Janjić, N., Mikić, V., Savić, B.: *Opravdanost primene metoda dijagnostike na poboljšanje energetske efikasnosti industrijskih postrojenja*, *17th Conference with international participation risk and safety engineering*, Book of proceedings, ISBN 978-86-6211-1326, pp. 164-173, Kopaonik, January, 2022.
- [36] Mikić, D., Desnica, E., Ašonja, A., Stojanović, B., Epifanić-Pajić, V.: *Analysis of the tribological process with rolling element bearings of reciprocating compressors*, *Journal of the Balkan Tribological Association*, Vol.22, No. 4-IV, 5060-5070, 2016, (ISSN: 1310-4772; (IF za 2015. 0,737), <http://www.scibulcom.net/>