

**MEGATREND UNIVERZITET**  
**FAKULTET ZA POSLOVNE STUDIJE**

**Doktorska disertacija**  
**UTICAJ VEŠTAČKE INTELIGENCIJE I MAŠINSKOG UČENJA NA**  
**AUTOMATIZACIJU I EFIKASNOST REVIZIJE**

**Mentor:**

**Doc. dr Jelena Lutovac**

**Kandidat**

**Munira Aljedaimi**

**Beograd, 2024**

## Apstrakt

Upotreba automatizacije i veštačke inteligencije (AI) u revizorskoj praksi sve više postaje glavni fokus, sa značajnim uticajem na profesiju. Ovo istraživanje opisuje trenutni pejzaž upotrebe AI u reviziji, naglašavajući aspekte kao što su automatizacija i osnaživanje radne snage u reviziji, uticaj veštačke inteligencije na poboljšanje kriterijuma kvaliteta revizije, ključni faktori u usvajanju tehnika revizije zasnovane na veštačkoj inteligenciji, uticaj AI tehnologije o revizijskim dokazima i percepciji revizora o AI u poboljšanju kvaliteta revizije. Postoje velike koristi od integracije mašinskog učenja i AI u reviziju, uključujući poboljšani kvalitet revizije, poboljšanu efikasnost i mogućnost obavljanja kontinuiranih revizija, ali postoje i izazovi koje treba prevazići, kao što su visoki troškovi prilagođavanja za specifične procese revizije. Upotreba veštačke inteligencije u reviziji zahteva prilagođavanje revizora promenama u kompetencijama i tokovima rada kako bi se ova tehnologija efikasno koristila. Međutim, uz pravilno razumevanje i pažljivo rešavanje ovih izazova, veštačka inteligencija ima veliki potencijal da unapredi sveukupne revizorske prakse.

Mašinsko učenje (u daljem tekstu, ML), pokazalo je ogroman potencijal da revolucioniše profesiju interne revizije (u daljem tekstu: IA), od omogućavanja revizijske pokrivenosti čitavih populacija, do uvođenja objektivnosti u analizu ključnih oblasti. Međutim, revizorima je potreban kontinuirani inovativni način razmišljanja da bi bili efikasni agenti za promene.

**Ključne reči:** automatizacija, veštačka inteligencija, mašinsko učenje, revizija, kvalitet revizije, usvajanje tehnologije

## **Abstract**

The use of automation and artificial intelligence (AI) in audit practice is increasingly becoming a major focus, with significant impact on the profession. This research describes the current landscape of AI use in auditing, highlighting aspects such as automation and empowerment of the audit workforce, the impact of AI on improving audit quality criteria, key factors in the adoption of AI-based audit techniques, the impact of AI technology on audit evidence and auditors' perception of AI in improving audit quality. There are great benefits to integrating machine learning and AI into auditing, including improved audit quality, improved efficiency and the ability to perform continuous audits, but there are also challenges to overcome, such as the high cost of customizing specific audit processes. The use of artificial intelligence in auditing requires auditors to adapt to changes in competencies and workflows in order to use this technology effectively. However, with proper understanding and careful handling of these challenges, AI has great potential to improve overall audit practices.

Machine learning (hereafter ML) has shown enormous potential to revolutionize the profession of internal audit (hereafter IA), from enabling audit coverage of entire populations, to introducing objectivity in the analysis of key areas. However, auditors need a continuous innovative mindset to be effective change agents.

**Keywords:** automation, artificial intelligence, machine learning, audit, audit quality, technology adoption

## SADRŽAJ

Apstrakt .....	2
Abstract .....	3
SADRŽAJ .....	4
UVOD.....	6
GLAVA PRVA: METODOLOŠKI OKVIR ISTRAŽIVANJA.....	10
1.1.    Predmet istraživanja .....	10
1.2.    Ciljevi istraživanja.....	12
1.3.    Hipotetički okvir istraživanja .....	12
1.4.    Metode istraživanja .....	13
1.5.    Naučna i društvena opravdanost istraživanja .....	13
GLAVA DRUGA: VEŠTAČKA INTELIGENCIJA.....	15
2.1. Evolucija veštačke inteligencije .....	15
2.2. Primene AI.....	16
2.3. Veštačka inteligencija u kontekstu revizije .....	17
2.4. Teorija organizacionog učenja.....	19
2.5. Uticaj veštačke inteligencije na reviziju .....	20
2.6. Pregled literature.....	23
2.7. Uticaj AI na faze revizije .....	28
2.8. Faktori vezani za tehnologiju .....	30
GLAVA TREĆA: UTICAJ VEŠTAČKE INTELIGENCIJE NA REVIZIJU NOVIH TEHNOLOGIJA.....	34
3.1. Veštačka inteligencija (AI) kao demonstracija i simulacija ljudske inteligencije .....	34
3.2. Potencijalni faktori rizika .....	36
GLAVA ČETVRTA: AI I REVIZIJA: POBOLJŠANJE EFIKASNOSTI I EFEKTIVNOSTI REVIZIJE POMOĆU VEŠTAČKE INTELIGENCIJE.....	39
4.1. Uloga AI u reviziji .....	39
4.2. Automatizacija u reviziji .....	41
4.3. Ključni faktori za usvajanje tehnika revizije .....	43
4.4. AI u internoj reviziji i proceni rizika .....	46
GLAVA PETA: REVIZIRANJE SA AI: TEORIJSKI OKVIR ZA PRIMENU MAŠINSKOG UČENJA KROZ ŽIVOTNI CIKLUS INTERNE REVIZIJE .....	48

5.1. Uloga interne revizije .....	48
5.2. Procena rizika i planiranje revizije .....	49
5.3. Revizija na terenu .....	51
5.4. Mašinsko učenje .....	52
5.5. Objektivni kriterijumi za objašnjivo mašinsko učenje.....	56
5.5.1. Objektivni kriterijumi motivisani vernošću.....	58
5.5.2. Objektivni kriterijumi motivisani aplikacijom .....	59
5.5.3. Teorijski motivisani objektivni kriterijumi.....	59
5.6. Složeni model mašinskog učenja .....	60
GLAVA ŠESTA: INTEGRACIJA VEŠTAČKE INTELIGENCIJE I MAŠINSKOG UČENJA U PROCES REVIZIJE .....	61
6.1. Rast AI i ML u menadžerskom upravljanju .....	61
6.2. Ekspanzija veštačke inteligencije .....	62
6.3. Zainteresovane strane u oblasti poslovanja .....	63
6.4. Integracija veštačke inteligencije (AI) i mašinskog učenja (ML) .....	64
6.5. Efekat AI i ML na proces revizije .....	66
GLAVA SEDMA: TEORIJSKI MODELI I ODREĐIVANJE BUDUĆIH PRAVACA RAZVOJA REVIZIJE .....	71
7.1. Teorijski model agencije .....	71
7.2. Teorija stejkholdera .....	72
7.3. Teorija nadahnutog poverenja .....	73
7.4. Teorija kredibiliteta.....	74
7.5. Razumevanje procesa revizije .....	75
7.6. Efikasnost i efektivnost revizije.....	77
7.7. Etika revizije.....	80
7.8. Profesionalni pristup usvajanju AI .....	81
7.9. Revizija budućnosti.....	82
GLAVA OSMA: PRIKAZ REZULTATA ISTRAŽIVANJA .....	86
ZAKLJUČNA RAZMATRANJA .....	164
LITERATURA .....	176

## UVOD

Veštačka inteligencija (AI) menja način na koji živimo, učimo i radimo. Do nedavno, veštačka inteligencija je bila fantastičan koncept, više povezan sa naučnom fantastikom nego sa bilo čim drugim. Međutim, vođen neviđenim napretkom u sofisticiranoj informacionoj i komunikacionoj tehnologiji (IKT), AI je danas sinonim za tehnološki napredak koji je već postignut i koji tek treba da nađe ulogu u svim sferama naših života, uzimajući u obzir da su mašinsko učenje (ML) i veštačka inteligencija skloni da dostignu nepredviđene nivoe tačnosti i efikasnosti. ML se posmatra kao funkcije inovacija vođenih podacima i digitalne transformacije. Kombinacija proširenih sposobnosti i kapaciteta zasnovanih na IKT-u koji se mogu identifikovati u našim društveno-ekonomskim sistemima, zajedno sa rastućim očekivanjima potrošača u odnosu na tehnologiju i njenu dodatnu vrednost za naša društva, zahteva multidisciplinarna istraživanja i istraživački program o AI i ML.

Veštačka inteligencija (AI) može da podrži funkciju interne revizije kompanije (IAF) pružanjem značajnog strateškog nadzora, minimiziranjem ručnih procedura i omogućavanjem dodatne usluge revizije sa dodatnom vrednošću. Trenutno postoje praznine u istraživanju u literaturi, kao što su ograničene studije na ovu temu, niske stope usvajanja AI u IAF-u u različitim zemljama i regionima i nedostatak sveobuhvatnih okvira za efikasno korišćenje AI u IAF-u. Stoga, ova disertacija ima za cilj da popuni prazninu u istraživanju nudeći pregled puteva istraživanja na tu temu u literaturi i sugerišući novi kompresivni okvir za efikasnu upotrebu AI u IAF-u. Ovaj rad preuzima pristup sistematskom pregledu literature (SLR) i teži da istakne stanje istraživanja upotrebe AI u IAF-u, da pruži uvid naučnicima i stručnjacima iz industrije o ovom pitanju i da otkrije implikacije na IAF novih AI tehnologija. Štaviše, da bi veštačka inteligencija brzo funkcionisala u funkcijama interne revizije, preporučeno je CACS okvir sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština (CACS). Ova disertacija pruža značajan doprinos za usmeravanje budućih pravaca istraživanja i razvoj teorijskih osnova za oblast IAF. Na praktičnom nivou, rad će pomoći internim revizorima da procene i razumeju potencijalne prednosti i rizike implementacije AI u IAF njihove organizacije. Za regulatore, ovaj pregled bi trebalo da se pokaže korisnim za ažuriranje propisa o internoj reviziji u kontekstu

korišćenja napredne tehnologije kao što je AI i za obezbeđivanje usklađenosti praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija. Organizacije takođe mogu imati koristi od ovog pregleda kako bi odlučile da li su ulaganja u veštačku inteligenciju u njihov IAF opravdana.

Način poslovanja postaje složeniji nego ranije zbog tehnološkog napretka i poboljšanja rada u realnom vremenu; stoga kompanije moraju da koriste veštačku inteligenciju i da budu ažurirane svaki put kada dođe do novih napretka. Ipak, zbog raznih prepreka u vezi sa implementacijom AI, mnoge kompanije je ne koriste. Trenutno samo velike kompanije imaju lak pristup AI. Primenujući ga na svoju funkciju interne revizije, oni stiču veću konkurentsku prednost. AI je mešavina softvera i hardvera koji radi slično kao i ljudski mozak. Na osnovu dostupnih podataka, može da proceni, odluči i izvrši složene postupke donošenja odluka, jer AI analizira, ispituje i obrađuje znatnu količinu podataka i koristi te podatke za dalje usavršavanje algoritma. Kombinovanjem tehničkog znanja sa veštinama interaktivnog intervjua, veštinama upravljanja projektima, inteligencijom i logičkim razmišljanjem, IAF može da podrži veštačku inteligenciju u ranim izvorima podataka. Neophodna je čvrsta struktura funkcija interne revizije, politika i smernica da bi se stekla puna korist od veštačke inteligencije. Organizacije koje imaju obimne hijerarhijske podatke i AI, imala su koristi od njihovog IAF-a. Ovde je suštinski zadatak IAF-a da revidira prikupljanje, transformaciju, skladištenje, kontrolu i usklađenost automatizovanih podataka kako bi verifikovao revizijski zahtev za sveobuhvatno ispitivanje i pregled upotrebe podataka. AI takođe donosi nove poteškoće i potrebe za funkciju interne revizije u organizaciji; rešavanje anomalija se sprovodi na različite načine nego što je to bila dosadašnja praksa, pri čemu AI sledi strogu proceduru. Država mora da donese zvanične i sveobuhvatne propise i pravila za kontrolu legitimiteta, karakteristika, transformacije i upotrebe automatizovanih podataka putem AI u IAF-u kako bi ponudila pravni osnov za zakonsko unapređenje funkcije interne revizije.

Integracija veštačke inteligencije (AI) i mašinskog učenja (ML) u različitim industrijama se ubrzano povećava poslednjih godina. Kako ove tehnologije nastavljaju da napreduju, od njih se očekuje da automatizuju mnoge zadatke koje trenutno obavljaju ljudi. Ovo je dovelo do zabrinutosti u vezi sa potencijalnim negativnim uticajem na mogućnosti zapošljavanja i raseljavanje posla. Sve veća upotreba veštačke inteligencije i ML u različitim sektorima kao što su transport, maloprodaja, finansije i proizvodnja pokrenula je pitanja o budućnosti rada i kako

će to uticati na tržište rada.<sup>1</sup> Uticaj tehnologije na zapošljavanje nije nova pojava. Tokom istorije, tehnološki napredak je doveo do premeštanja određenih poslova dok je stvarao nove mogućnosti zapošljavanja u drugim oblastima. Međutim, brz tempo tehnološkog napretka i sve veće mogućnosti AI i ML izazivaju zabrinutost da bi uticaj na zapošljavanje mogao biti ozbiljniji nego u prošlosti. Istraživanja su pokazala da su niskokvalifikovani i rutinski poslovi najpodložniji automatizaciji. Međutim, kako AI i ML tehnologije nastavljaju da napreduju, od njih se takođe očekuje da automatizuju zadatke za koje se ranije smatralo da su u domenu visokokvalifikovanih radnika. Ovo je dovelo do zabrinutosti oko potencijala za rasprostranjeno raseljavanje poslova u širokom spektru industrija i zanimanja.<sup>2</sup> Važno je napomenuti da AI i ML takođe mogu imati pozitivne uticaje na zapošljavanje, kao što je stvaranje novih radnih mesta i povećanje produktivnosti.<sup>3</sup> Zbog toga je od suštinskog značaja da se temeljno istraži potencijalni uticaj veštačke inteligencije i ML na mogućnosti zapošljavanja i raseljavanje posla da bi se razumeo čitav niz implikacija na radnu snagu.

Pregled literature sugerise da su implikacije veštačke inteligencije i mašinskog učenja na budućnost rada i radne snage višestruke i složene. S jedne strane, veštačka inteligencija i mašinsko učenje imaju potencijal da povećaju produktivnost, efikasnost i ekonomski rast. Kako mašine i algoritmi postaju napredniji, možda će moći da obavljaju zadatke koje su ranije radili ljudi, što dovodi do povećanja efikasnosti i smanjenja troškova. To bi moglo dovesti do stvaranja novih industrija i mogućnosti zapošljavanja. S druge strane, veštačka inteligencija i mašinsko učenje takođe imaju potencijal da dovedu do značajnog izmeštanja poslova, posebno za niskokvalifikovane i rutinske poslove. Ovo bi moglo dovesti do povećanja nezaposlenosti i nejednakosti u prihodima, i može pogoršati postojeće društvene i ekonomske izazove. Pored toga, upotreba veštačke inteligencije i mašinskog učenja takođe može dovesti do promene prirode posla, pri čemu poslovi postaju složeniji i zahtevaju veštine višeg nivoa. Ovo može dovesti do promene u vrstama poslova dostupnih na tržištu i može uticati na način na koji radimo, živimo i odnosimo se jedni prema drugima. Sve u svemu, pregled literature sugerise da

---

<sup>1</sup> Frey, C. B., and Osborne, M. A. "The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?" *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 114, 2017, pp. 254-280.

<sup>2</sup> Acemoglu, D., and Restrepo, P. "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets." NBER Working Paper, no. 24190, 2018.

<sup>3</sup> McKinsey Global Institute. "Jobs Lost, Jobs Gained: What the Future of Work Will Mean for Jobs, Skills, and Wages." 2018.



su implikacije veštačke inteligencije i mašinskog učenja na budućnost rada i radne snage složene i višestruke. Važno je razumeti ove implikacije i razmotriti politike koje mogu da ublaže negativan uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja na pomeranje posla, dok istovremeno maksimiziraju njihove potencijalne koristi.

AI i mašinsko učenje imaju potencijal da stvore nove prilike za zapošljavanje povećanjem produktivnosti i stvaranjem novih industrija. Na primer, upotreba veštačke inteligencije i mašinskog učenja u proizvodnji, zdravstvu i finansijama može dovesti do povećanja efikasnosti i smanjenja troškova, stvarajući nove mogućnosti za zapošljavanje u ovim oblastima. S druge strane, pregled literature takođe sugeriše da veštačka inteligencija i mašinsko učenje imaju potencijal da dovedu do značajnog izmeštanja poslova, posebno za niskokvalifikovane i rutinske poslove. Kako mašine i algoritmi postaju napredniji, možda će moći da obavljaju zadatke koje su ranije obavljali ljudi, što dovodi do gubitka posla i nezaposlenosti. Pored toga, upotreba veštačke inteligencije i mašinskog učenja takođe može dovesti do promene u prirodi posla, pri čemu poslovi postaju složeniji, zahtevaju veštine višeg nivoa i dovode do promene u vrstama poslova dostupnih na tržištu. Sve u svemu, pregled literature sugeriše da je uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja na mogućnosti zapošljavanja složen i višestruk, i zavisi od brzine tehnološkog napretka, sposobnosti radnika da se prilagode novim tehnologijama i specifičnih industrija i zanimanja koja su pod uticajem.

# GLAVA PRVA: METODOLOŠKI OKVIR ISTRAŽIVANJA

## 1.1. Predmet istraživanja

Upotreba automatizacije i veštačke inteligencije (AI) u revizorskoj praksi sve više postaje glavni fokus, sa značajnim uticajem na profesiju. Ovo istraživanje opisuje trenutni pejzaž upotrebe AI u reviziji, naglašavajući aspekte kao što su automatizacija i osnaživanje radne snage u reviziji, uticaj veštačke inteligencije na poboljšanje kriterijuma kvaliteta revizije, ključni faktori u usvajanju tehnika revizije zasnovane na veštačkoj inteligenciji, uticaj AI tehnologije o revizijskim dokazima i percepciji revizora o AI u poboljšanju kvaliteta revizije. Postoje velike koristi od integracije mašinskog učenja i AI u reviziju, uključujući poboljšani kvalitet revizije, poboljšanu efikasnost i mogućnost obavljanja kontinuiranih revizija, ali postoje i izazovi koje treba prevazići, kao što su visoki troškovi prilagođavanja za specifične procese revizije. Upotreba veštačke inteligencije u reviziji zahteva prilagođavanje revizora promenama u kompetencijama i tokovima rada kako bi se ova tehnologija efikasno koristila. Međutim, uz pravilno razumevanje i pažljivo rešavanje ovih izazova, veštačka inteligencija ima veliki potencijal da unapredi sveukupne revizorske prakse.

Mašinsko učenje (u daljem tekstu, ML), pokazalo je ogroman potencijal da revolucionise profesiju interne revizije (u daljem tekstu: IA), od omogućavanja revizijske pokrivenosti čitavih populacija, do uvođenja objektivnosti u analizu ključnih oblasti. Međutim, revizorima je potreban kontinuirani inovativni način razmišljanja da bi bili efikasni agenti za promene. Veštačka inteligencija (AI) može da podrži funkciju interne revizije kompanije (IAF) pružanjem značajnog strateškog nadzora, minimiziranjem ručnih procedura i omogućavanjem dodatne usluge revizije sa dodatom vrednošću. Trenutno postoje praznine u istraživanju u literaturi, kao što su ograničene studije na ovu temu, niske stope usvajanja AI u IAF-u u različitim zemljama i regionima i nedostatak sveobuhvatnih okvira za efikasno korišćenje AI u IAF-u. Stoga, ova disertacija ima za cilj da popuni prazninu u istraživanju nudeći pregled puteva istraživanja na tu temu u literaturi i sugerišući novi kompresivni okvir za efikasnu upotrebu AI u IAF-u. Ovaj rad preduzima pristup sistematskom pregledu literature (SLR) i teži da istakne stanje istraživanja

upotrebe AI u IAF-u, da pruži uvid naučnicima i stručnjacima iz industrije o ovom pitanju i da otkrije implikacije na IAF novih AI tehnologija. Štaviše, da bi veštačka inteligencija brzo funkcionisala u funkcijama interne revizije, preporučen je CACS okvir sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština (CACS). Ova disertacija pruža značajan doprinos za usmeravanje budućih pravaca istraživanja i razvoj teorijskih osnova za oblast IAF. Na praktičnom nivou, rad će pomoći internim revizorima da procene i razumeju potencijalne prednosti i rizike implementacije AI u IAF njihove organizacije. Za regulatore, ovaj pregled bi trebalo da se pokaže korisnim za ažuriranje propisa o internoj reviziji u kontekstu korišćenja napredne tehnologije kao što je AI i za obezbeđivanje usklađenosti praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija. Organizacije takođe mogu imati koristi od ovog pregleda kako bi odlučile da li su ulaganja u veštačku inteligenciju u njihov IAF opravdana.

Način poslovanja postaje složeniji nego ranije zbog tehnološkog napretka i poboljšanja rada u realnom vremenu; stoga kompanije moraju da koriste veštačku inteligenciju i da budu ažurirane svaki put kada dođe do novih napretka. Ipak, zbog raznih prepreka u vezi sa implementacijom AI, mnoge kompanije je ne koriste. Trenutno samo velike kompanije imaju lak pristup AI. Primenjujući ga na svoju funkciju interne revizije, oni stiču veću konkurentsku prednost. AI je mešavina softvera i hardvera koji radi slično kao i ljudski mozak.

Pregled literature sugerise da su implikacije veštačke inteligencije i mašinskog učenja na budućnost rada i radne snage višestruke i složene. S jedne strane, veštačka inteligencija i mašinsko učenje imaju potencijal da povećaju produktivnost, efikasnost i ekonomski rast. Kako mašine i algoritmi postaju napredniji, možda će moći da obavljaju zadatke koje su ranije radili ljudi, što dovodi do povećanja efikasnosti i smanjenja troškova. To bi moglo dovesti do stvaranja novih industrija i mogućnosti zapošljavanja. S druge strane, veštačka inteligencija i mašinsko učenje takođe imaju potencijal da dovedu do značajnog izmeštanja poslova, posebno za niskokvalifikovane i rutinske poslove. Ovo bi moglo dovesti do povećanja nezaposlenosti i nejednakosti u prihodima, i može pogoršati postojeće društvene i ekonomske izazove. Pored toga, upotreba veštačke inteligencije i mašinskog učenja takođe može dovesti do promene prirode posla, pri čemu poslovi postaju složeniji i zahtevaju veštine višeg nivoa.

## **1.2. Ciljevi istraživanja**

Ova disertacija ima za cilj da popuni prazninu u istraživanju nudeći pregled puteva istraživanja na tu temu u literaturi i sugerišući novi kompresivni okvir za efikasnu upotrebu AI u IAF-u. Ovaj rad preuzima pristup sistematskom pregledu literature (SLR) i teži da istakne stanje istraživanja upotrebe AI u IAF-u, da pruži uvid naučnicima i stručnjacima iz industrije o ovom pitanju i da otkrije implikacije na IAF novih AI tehnologija. Štaviše, da bi veštačka inteligencija brzo funkcionisala u funkcijama interne revizije, preporučen je CACS okvir sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština (CACS). Ova disertacija pruža značajan doprinos za usmeravanje budućih pravaca istraživanja i razvoj teorijskih osnova za oblast IAF. Na praktičnom nivou, rad će pomoći internim revizorima da procene i razumeju potencijalne prednosti i rizike implementacije AI u IAF njihove organizacije. Za regulatore, ovaj pregled bi trebalo da se pokaže korisnim za ažuriranje propisa o internoj reviziji u kontekstu korišćenja napredne tehnologije kao što je AI i za obezbeđivanje usklađenosti praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija. Organizacije takođe mogu imati koristi od ovog pregleda kako bi odlučile da li su ulaganja u veštačku inteligenciju u njihov IAF opravdana.

Prostorno određenje predmeta istraživanja, odnosno geografsko određenje, odnosi se na globalnu rasprostranjenost ove pojave.

Istraživanje koje je sprovedeno za potrebe ove disertacije, baziralo se na multidisciplinarnoj teorijskoj analizi i kvantitativnom i kvalitativnom istraživanju stavova javnosti. Predmet rada zahtevao je pristup širokom spektru naučnih oblasti.

## **1.3. Hipotetički okvir istraživanja**

Hipotetički okvir za istraživanje u ovom radu određen je jednom opštom i tri posebne hipoteze:

H0: Ukoliko organizacija primenjuje dostignuća AI i ML utoliko su veće mogućnosti da dostigne usklađenost praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija

H1: Ukoliko su u organizaciji ostvarene automatizacija i osnaživanje radne snage u reviziji,

utoliko će uticaj veštačke inteligencije na poboljšanje kriterijuma kvaliteta revizije biti pozitivniji

H2: Ukoliko su menadžeri stvorili organizaciono okruženje sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština utoliko će veštačka inteligencija pozitivnije funkcionisati u oblasti interne revizije

H3. Ukoliko organizacije kontinuirano ažuriraju primenu AI u reviziji utoliko će biti konkurentnije na globalnom tržištu

#### **1.4. Metode istraživanja**

Tokom izrade ovog rada koristili smo sledeće metode istraživačkog postupka:

- deskriptivni metod – upoznavanje i karakteristika primene mašinskog učenja (ML) i veštačke inteligencije (AI) u oblasti revizije;
- kauzalni metod – utvrđivanje stepena povezanosti istraženih pojava;
- komparativni metod – utvrđivanje identičnosti, sličnosti i razlike među planski prikupljenim rezultatima i pojavama;
- statistički metod – utvrđivanje trendova i varijacija, fiksnih i varijabilnih pokazatelja, prema vremenskoj dinamici pojava;
- analitički metod – utvrđivanje karakteristika pojave u cilju donošenja zaključka i preporuke.

Empirijsko istraživanje baziralo se na utvrđivanju i analizi stavova ispitanika, koji su obezbeđeni anketiranjem putem specijalno kreiranog upitnika. Prikazivanje stavova praćeno je parametrima koji su bili važni za dokazivanje ili opovrgavanje postavljenih hipoteza. Za obradu rezultata anketnog istraživanja korišćen je IBM SPSS softver za obradu podataka. Odgovori su obrađeni primenom deskriptivne statistike, komparativne metode i korelacione analize.

#### **1.5. Naučna i društvena opravdanost istraživanja**

Ova disertacija ima za cilj da popuni prazninu u istraživanju nudeći pregled puteva istraživanja na tu temu u literaturi i sugerišući novi kompresivni okvir za efikasnu upotrebu AI u IAF-u. Ovaj rad preuzima pristup sistematskom pregledu literature (SLR) i teži da istakne

stanje istraživanja upotrebe AI u IAF-u, da pruži uvid naučnicima i stručnjacima iz industrije o ovom pitanju i da otkrije implikacije na IAF novih AI tehnologija. Štaviše, da bi veštačka inteligencija brzo funkcionisala u funkcijama interne revizije, preporučen je CACS okvir sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština (CACS). Ova disertacija pruža značajan doprinos za usmeravanje budućih pravaca istraživanja i razvoj teorijskih osnova za oblast IAF. Na praktičnom nivou, rad će pomoći internim revizorima da procene i razumeju potencijalne prednosti i rizike implementacije AI u IAF njihove organizacije. Za regulatore, ovaj pregled bi trebalo da se pokaže korisnim za ažuriranje propisa o internoj reviziji u kontekstu korišćenja napredne tehnologije kao što je sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština. Organizacije takođe mogu imati koristi od ovog pregleda kako bi odlučile da li su ulaganja u veštačku inteligenciju u njihov IAF opravdana.

## GLAVA DRUGA: VEŠTAČKA INTELIGENCIJA

### 2.1. Evolucija veštačke inteligencije

Godine 1947. Alan Turing je održao prvo javno poznato predavanje koje je pominjalo kompjutersku inteligenciju.<sup>4</sup> Godine 1948. predstavio je mnoge koncepte veštačke inteligencije koji će kasnije postati centralni u istraživanju veštačke inteligencije u neobjavljenom izveštaju pod nazivom „Inteligentna mašina“. Stoga je Alan Turing postao poznat kao jedan od osnivača AI. Od ovog trenutka do 2000. godine, termin ekspertski sistem se obično koristio kao sinonim za AI.<sup>5</sup> Nakon 2000. godine, termin ekspertski sistem je opao u popularnosti, a termin sistem zasnovan na znanju (KBS) postao je sve popularniji u istraživanju poslovanja i menadžmenta. Jedan od razloga za ovo pomeranje je novi naglasak na znanju umesto na ekspertu, sa rastom upravljanja znanjem krajem 1990-ih. Štaviše, povećana realizacija sposobnosti sistema za pomoć ili podršku donosiocu odluka umesto da govori ljudima šta da radi, doprinela je izumiranju termina ekspertski sistem. Posle 2010. AI je postao poznat kao sveukupan pojam. U okviru veštačke inteligencije pojavili su se koncepti rudarenja podataka i mašinskog učenja. Ova dva pojma se više odnose na napredak tehnologije nego na drugačiju percepciju. Sve u svemu, Duan et al. (2019) tvrde da se neke razlike u terminologiji odnose na razlike između ekspertskih sistema, KBS-a i AI. Međutim, neke promene su samo rezultat mode.<sup>6</sup> Opštu definiciju AI daju Sharda et al. (2014, str. 664) „AI je podpolje kompjuterskih nauka koji se bavi simboličkim zaključivanjem i rešavanjem problema“. Ova definicija implicira da je AI krovni termin za višestruke tehnologije uključene u simboličko rezonovanje i rešavanje problema.<sup>7</sup>

---

<sup>4</sup> Copeland, B. (2000). *Alan Turing and the origins of AI*. [http://www.alanturing.net/turing\\_archive/pages/Reference%20Articles/what\\_is\\_AI/What%20is%20AI03.html](http://www.alanturing.net/turing_archive/pages/Reference%20Articles/what_is_AI/What%20is%20AI03.html)

<sup>5</sup> Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data – evolution, challenges and research agenda. *International Journal of Information Management*, 48, 63–71. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021>

<sup>6</sup> Ibid

<sup>7</sup> Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2014). *Business Intelligence and Analytics*. Pearson Education. STATA. (2021). *Box-Cox regression models*.

## 2.2. Primene AI

Generalno, veštačka inteligencija je korisna da podrži tri poslovne potrebe: automatizaciju poslovnih procesa, sticanje uvida kroz analizu podataka i angažovanje kupaca i zaposlenih.<sup>8</sup>

Prvo, automatizacija procesa se obično koristi za automatizaciju digitalnih i fizičkih back-office zadataka, kao što su administrativne i finansijske aktivnosti. Tehnologije robotske automatizacije procesa (RPA) su uobičajen primer automatizacije procesa i smatraju se naprednijim od ranije automatizacije alata. Štaviše, RPA je relativno lak za implementaciju i jeftiniji je u poređenju sa drugim kognitivnim tehnologijama.

Drugo, sticanje uvida kroz analitiku podataka koristi algoritme za otkrivanje obrazaca i tumačenje ishoda velikih skupova podataka. Na primer, ove tehnologije pokušavaju da predvide šta će se dogoditi u budućnosti. Različite verzije mašinskog učenja, na primer duboko učenje koriste se za prepoznavanje obrazaca u više vrsta podataka. Duboko učenje pokušava da oponaša aktivnost ljudskog mozga kako bi prepoznao obrasce.

Treće, tehnologije kognitivnog angažovanja angažuju klijente i zaposlene korišćenjem čet robota za obradu prirodnog jezika. Na primer, inteligentni agenti (ili chat botovi) koji nude korisničku uslugu 24/7.

Pored tri predložene poslovne potrebe predlažu se četiri pokretača veštačke inteligencije: osećaj, razumevanje, delovanje i učenje.

Prvo, čulo uključuje obradu slika, govora i zvukova koji omogućavaju veštačkoj inteligenciji da percipira svet.

Drugo, razumevanje uključuje analizu i razumevanje prikupljenih informacija dodavanjem smislenih uvida.

Treće, delovanje u fizičkom svetu zasnovano na razumevanju.

Četvrto, poboljšanje učinka učenjem na osnovu uvida i iskustava iz stvarnog sveta.

Goh et al. (2019) dalje opisuju određene AI tehnologije i potencijal transformacije. Tehnologije mašinskog učenja koriste iterativne algoritme za obavljanje, učenje i usavršavanje

---

<sup>8</sup> Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial Intelligence for the Real World. *Harvard Business Review*, 108–116.



zadataka iz iskustva. Autori su opisali RPA, koji je obrađen u posljednjem paragrafu. Virtualni agenti su razvijeni da komuniciraju na prirodnom jeziku i sposobni su da odgovore na pitanja kao što bi čovek, što se može posmatrati kao tehnologija kognitivnog angažovanja. Kompjuterski vid koristi digitalne slike za otkrivanje i identifikaciju određenih objekata, pri čemu govor otkriva reči i fraze u izgovorenim rečenicama. Konačno, analitika teksta kombinuje statističke metode sa lingvistikom u, na primer, ugovorima.<sup>9</sup>

### 2.3. Veštačka inteligencija u kontekstu revizije

Poslovne aplikacije o kojima je bilo reči u prethodnom paragrafu takođe su primenljive u industriji revizije. Primeri korišćenih AI tehnologija su analitika ugovora, RPA i mašinsko učenje, koji se odnose na tehnologije automatizacije procesa i sticanje uvida kroz analitiku podataka. Tehnike rudarenja teksta mogu se koristiti za pomoć revizorima u analizi čitave populacije ugovora. Ovi ugovori se mogu koristiti kao revizijski dokaz za testiranje tvrdnji menadžmenta o procenama i pravima i obavezama. RPA se smatra tehnologijom automatizacije procesa. RPA se kreće od veoma jednostavnog do veoma složenog softvera koji automatizuje unos, obradu i izlaz podataka u različitim sistemima bez promene postojeće infrastrukture firme. RPA softver, koji se često naziva botovima, pokušava da oponaša ljudske radnje, uključujući komunikaciju sa ljudima i manipulaciju podacima. U početku je RPA bio fokusiran na poboljšanje internog poslovanja unutar računovodstvenih firmi, što je rezultiralo uštedama troškova. Nakon uspešne implementacije u internom kontekstu, računovodstvene kuće su pokrenule tehnologiju za unapređenje usluga koje pružaju svojim klijentima. Firme su koristile botove na projektima klijenata kako bi povećale tačnost zadataka i povećale profitabilnost, pošto su botovi jeftiniji od ljudi.<sup>10</sup> Računovodstvene firme velike četvorke koristile su ovu tehnologiju 2017. godine otprilike dve do četiri godine, tako da su firme implementirale RPA između 2013. i 2015. Umesto da implementiraju ovu inovaciju iz perspektive odozgo nadole, kompanije su podsticale računovođe da identifikuju potencijalne slučajeve upotrebe. Štaviše, priroda

---

<sup>9</sup> Goh, C., Pan, G., Sun, S. P., Lee, B., & Yong, M. (2019). Charting the future of accountancy with AI. CPA Australia, 74.

<sup>10</sup> Cooper, L. A., Holderness, D. K., Sorensen, T. L., & Wood, D. A. (2019). Robotic Process Automation in Public Accounting. *Accounting Horizons*, 33(4), 15–35. <https://doi.org/10.2308/acch-52466>

prilagođena korisniku omogućila je računovođama na nivou osoblja da sami kodiraju jednostavne botove. Ovo je rezultiralo brzim prihvatanjem ove nove tehnologije u računovodstvenim firmama velike četvorke.

Mašinsko učenje je podskup AI i uči iz velikih skupova podataka. Revizija će biti efikasnija i lakša uz mašinsko učenje kao rezultat automatizacije u svim fazama revizije. Prikupljanjem podataka korišćenjem pravila razvijenih sa algoritmima mašinskog učenja, revizori će dobiti tačnije i nepristrasnije informacije u ranim fazama revizorskog rada. Mašinsko učenje se takođe može koristiti za predviđanje prevare, povećanje kvaliteta revizije i otkrivanje materijalnih pogrešnih iskaza. Štaviše, skenirane ili rukom pisane slike mogu se analizirati pomoću mašinskog učenja. Pored toga, tačnost računovodstvenih procena bi se mogla poboljšati, kao što su ispravka vrednosti loših dugova i amortizacija. Ove računovodstvene procene su trenutno zasnovane na subjektivnom prosuđivanju rukovodstva i stoga su podložne greškama i manipulacijama.<sup>11</sup>

Veštačka inteligencija je „hibridni skup tehnologija koje dopunjuju i menjaju reviziju“.<sup>12</sup> Ona nije monolitna tehnologija i ogromne količine podataka iz različitih internih i eksternih izvora mogu biti obrađeni i analizirani kako softverski algoritmi automatizuju složene zadatke donošenja odluka da bi oponašali ljudske misaone procese i čula.<sup>13</sup> Akademsko istraživanje veštačke inteligencije počelo je 1997. godine kada je objavljen prvi rad na temu „veštačka inteligencija i računovodstvo“. Međutim, nijedan istraživački rad o konceptu veštačke inteligencije i revizije nije objavljen do 2010. Sistematski pregled literature, pronašao je 40 članaka u časopisima između 2010. i 2019.<sup>14</sup> Uprkos nedavnom porastu, empirijska literatura o uticaju AI na revizore je oskudna. Usvajanje novih tehnologija u reviziji je ranije bilo sporo, ali se očekuje da će uticaj AI na reviziju biti značajan zbog dostupnosti podataka i procesorske

---

<sup>11</sup> Cho, S., Vasarhelyi, M. A., Sun, T. (Sophia), & Zhang, C. (Abigail). (2020). Learning from Machine Learning in Accounting and Assurance. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 17(1), 1–10. <https://doi.org/10.2308/jeta-10718>

<sup>12</sup> Issa, H., Sun, T. & Vasarhelyi, M. A., (2016). Research Ideas for Artificial Intelligence in Auditing: The Formalization of Audit and Workforce Supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), pp. 1-20.

<sup>13</sup> Liken, S. (2020). Eight emerging technologies and six convergence themes you need to know about. <https://www.pwc.com/us/en/tech-effect/emerging-tech/essential-eight-technologies.html> [Accessed 18 November 2020].

<sup>14</sup> Wen, Y. (2020), “A review of researches on accounting in China brought by artificial intelligence”, 5th International Conference on Economics, Management, Law and Education (EMLE 2019), Atlantis Press, pp. 476-482.

snage.<sup>15</sup> Stoga je važno utvrditi uticaj AI na revizore.

## 2.4. Teorija organizacionog učenja

Teorija organizacionog učenja pruža uvid u to kako organizacije uče i imaju koristi od učenja. Organizaciono učenje se javlja kao funkcija kumulativnog iskustva i dovodi do promene organizacionog znanja.<sup>16</sup> Teorija organizacionog učenja sugerise da se informacije iz ranijih neuspeha mogu suprotstaviti uspešnim događajima i dovesti do poboljšanja procesa i na kraju do smanjene stope neuspeha. Da bi stekao dalje razumevanje teorije organizacionog učenja, razrađena su četiri konstrukta:

Prvo, sticanje znanja se odnosi na formalna i neformalna ponašanja usmerena ka sticanju znanja ili informacija.

Druga konstruktivna distribucija informacija smatra se determinantom i širine i pojave organizacionog učenja. Kada su informacije široko rasprostranjene u organizaciji, zaposleni su uspešni u pronalaženju informacija i veća je verovatnoća da će moći da uče.

Treće, interpretacija informacija odnosi se na razumevanje informacija koje potencijalno rezultiraju značenjem informacije. Može se tvrditi da potpunije razumevanje informacija dovodi do promene organizacionog učenja.

Četvrto, organizaciona memorija je složeno razmatranje koje uključuje podprocese (1) skladištenja i preuzimanja informacija i (2) računarske organizacione memorije. Loša organizaciona memorija često je rezultat netačnog učenja i nepotpunog pamćenja. Čuvanje i preuzimanje informacija odnosi se na rutinski bazirane čvrste informacije kao što su standardne operativne procedure. S druge strane, menadžeri i drugi zaposleni imaju tendenciju da rutinski pribavljaju i čuvaju neke meke informacije. Međutim, još nije poznato u kojoj meri menadžeri i drugi zaposleni namerno čuvaju meke informacije da bi se koristile kao osnova za donošenje odluka. Drugi podproces organizacione memorije, kompjuterski zasnovana organizaciona

---

<sup>15</sup> Kokina, J. & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), pp. 115-122.

<sup>16</sup> Dekeyser, S., Gaeremynck, A., & Willekens, M. (2019). Evidence of Industry Scale Effects on Audit Hours, Billing Rates, and Pricing. *Contemporary Accounting Research*, 36(2), 666–693. <https://doi.org/10.1111/1911-3846.12460>

memorija, posmatra računare kao ekspertske sisteme koji sadrže karakteristike superiorne u odnosu na ljudske stručnjake i olakšavaju organizacionu memoriju.<sup>17</sup>

## 2.5. Uticaj veštačke inteligencije na reviziju

Sposobnost veštačke inteligencije da obavlja kognitivni rad ima potencijal da ublaži izazove u reviziji, čime motiviše njenu primenu i primenu. Etheridge, et al. (2000) ističu izazov trenutnih procesa revizije zasnovanih na uzorcima jer revizori nisu u mogućnosti da ispituju sve informacije o klijentima. Nemogućnost testiranja 100% podataka o klijentima otežava revizorima da izraze čvrsto mišljenje o finansijskom zdravlju kompanije.<sup>18</sup> Štaviše, Gotthardt, et al. (2020) skreću pažnju na neefikasne procese i sisteme koji se trenutno koriste u reviziji koji mogu dovesti do kašnjenja, grešaka, zastarelih podataka i finansijskih gubitaka. Pored mogućnosti da AI poboljša ove procese i sisteme revizije,<sup>19</sup> Kokina & Davenport (2017) naglašavaju da je AI pogodna za radno intenzivne ručne procese revizije. Akademski literatura, ukazuje da se očekuje da će glavna primena AI u reviziji biti za strukturirane i ponavljajuće zadatke.<sup>20</sup> Ovaj stav podržavaju i praktičari koji naglašavaju upotrebu veštačke inteligencije za sprovođenje standardizovanih i ponovljivih elemenata revizije. Međutim, Bowling & Meier (2019) tvrde da je AI izvodljiva za male revizorske firme jer se svi unosi u glavnoj knjizi mogu efikasno analizirati. U stvari, za razliku od sprovođenja revizijskog testiranja na bazi uzorka, AI se može koristiti za testiranje cele populacije podataka da bi se otkrili rizik, anomalije i prevare.<sup>21</sup>

Velike kompanije trenutno koriste veštačku inteligenciju za analizu podataka i procenu rizika. U praksi, pored analize podataka i procene rizika, AI koriste velike firme za pregled

---

<sup>17</sup> Huber, G. P. (1991). ORGANIZATIONAL LEARNING: THE CONTRIBUTING PROCESSES AND THE LITERATURES. *ORGANIZATIONAL LEARNING*, 2(1), 29.

<sup>18</sup> Etheridge, H. L., Sriram, R. S. & Hsu, H. Y. K. (2000). A Comparison of Selected Artificial Neural Networks that Help Auditors Evaluate Client Financial Viability. *Decision Sciences*, 31(2), pp. 531-550.

<sup>19</sup> Gotthardt, M., Koivulaakso, D., Paksoy, O., Saramo, C., Martikainen, M. & Lehner, O., (2020). Current State and Challenges in the Implementation of Smart Robotic Process Automation in Accounting and Auditing. *CRN Journal of Finance and Risk Perspectives*, 9(1), pp. 90-102.

<sup>20</sup> Kokina, J. & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), pp. 115-122.

<sup>21</sup> Bowling, S. & Meyer, C. (2019). How we Successfully Implemented AI in Audit. *Journal of Accountancy*, 227(5), pp. 26-28.

dokumenata. AI omogućava automatsku identifikaciju i izdvajanje potrebnih informacija iz bilo kog elektronskog dokumenta. Ova karakteristika omogućava prikupljanje daljih revizijskih dokaza u kraćem vremenskom okviru i preciznije od prosečnog ljudskog revizora. Štaviše, veštačka inteligencija je takođe primenjena uz bespilotne letelice za brojanje inventara što negira potrebu da revizori fizički završe ovaj zadatak.

Otkrivanje prevare je alternativna upotreba veštačke inteligencije, koju su predložili Diki i dr. (2019) koji iz prethodne literature zaključuju da AI sposobnosti govora i prepoznavanja lica mogu biti korisne u intervjuima za prevaru, iako se trenutno ne koriste.<sup>22</sup> Elementi procesa revizije koje pokriva AI mogu uključivati: procedure analitičkog pregleda; evaluacije internih kontrola; stalnost poslovanja; i, kontinuirana revizija. Automatizacija strukturiranih i ponavljajućih zadataka revizije znači da revizori mogu preraspodeliti svoje vreme daleko od sitnih zadataka, kako bi se fokusirali na zadatke visoke vrednosti; Fokus ljudskog učešća bi se okrenuo na zadatke koji su suviše uski ili neuobičajeni da bi bilo ekonomično primeniti AI. Kako AI pomaže u prikupljanju i analizi podataka, biće sve veće količine podataka i informacija koje će revizori koristiti, stoga će deo poslova revizora biti da tumače rezultate koje je proizvela AI, prepoznaju relevantne činjenice i brojke i donositi odluke zasnovane na informisanosti. Novi uvidi generisani iz podataka pomogli bi u dizajniranju efektivnih kontrola, poboljšanju učinka, poboljšanom kvalitetu revizije i boljoj vrednosti za klijente.

Pored novih aktivnosti osmišljenih za rad zajedno sa AI, naglašen je zahtev da revizori poseduju superiornu tehničku ekspertizu kako bi razumeli korišćene algoritme kako bi mogli da objasne obrazloženje odluka, kako to zahtevaju trenutni revizorski standardi. Ovu modifikaciju znanja revizora podržavaju i Dickei et al. (2019), koji sugerišu da će budućem revizoru biti potrebno solidno razumevanje informacionih sistema, nauke o podacima i opšteg poslovanja.<sup>23</sup> Integracija AI u reviziju će nametnuti značajne promene za koje će revizori morati da se pripreme. Zbog toga će obuka za nove revizore morati da se promeni kako bi se osiguralo da imaju ispravne veštine, znanje i iskustvo za rad u novom okruženju AI revizije. Poznavanje predmeta je suštinski uslov za revizore, ali postoji rizik da preveliko oslanjanje na tehnologiju

---

<sup>22</sup> Appelbaum, D., Budnik, S. & Vasarhelyi, M. (2020). Auditing and Accounting During and After the COVID-19 Crisis. *The CPA journal*, 90(6), pp. 14-19.

<sup>23</sup> Dickey, G., Blanke, S. & Seaton, L. (2019). Machine Learning in Auditing: Current and Future Applications. *The CPA Journal*, 89(6), pp. 16-21.

može dovesti do previda u ovoj oblasti, zbog čega je predmetno znanje u srži veština računovođa i uprkos fluktuacija očekivanja o ulozi tehnologije, znanje o računovodstvu i reviziji preostaje.

Očekuje se da će napredak u novim tehnologijama kao što su analitika podataka, blockchain i veštačka inteligencija (AI) uticati na računovodstvo i reviziju. Iako primena AI u reviziji nije nova, očekuje se da će njen uticaj sada biti značajniji zbog dostupnosti ogromne procesorske snage i velikih podataka.<sup>24</sup> Nedostatak poboljšanja produktivnosti u protekloj deceniji i sve veća sofisticiranost softvera i hardvera koji mogu da obavljaju različite vrste kognitivnih zadataka, ubrzavaju njegovu upotrebu. Za računovodstvene firme, radno intenzivna priroda tradicionalnog procesa revizije i sve veći zahtevi za usaglašenost sa zakonima, propisima i politikama, učinili su imperativnom korišćenje takvih tehnologija u nastajanju za poboljšanje produktivnosti.<sup>25</sup> Nekoliko inicijativa se isprobava širom sveta, a računovodstvene kompanije velike četvorke EI, Deloitte, KPMG i PwC ulažu milione dolara u veštačku inteligenciju sa ciljem izgradnje kapaciteta za isporuku isplativije i kvalitetnije revizije klijentima. Na primer, KPMG je počeo da koristi sisteme dubokog učenja IBM Watson-a za analizu kreditnih fajlova banaka za portfelje komercijalnih hipotekarnih kredita, dok Deloitte u saradnji sa Kiva sistemima koristi veštačku inteligenciju za pregled ugovora, zakupa i faktura.<sup>26</sup> Slično tome, PwC koristi Halo, alat za mašinsko učenje za analizu unosa u dnevnik i identifikaciju problematičnih oblasti. Uz predviđanje da će 30 procenata korporativnih revizija biti obavljeno korišćenjem veštačke inteligencije do 2025. godine,<sup>27</sup> oblast revizije je u značajnoj promeni.<sup>28</sup>

Australijske poslovne organizacije navodno sporo usvajaju tehnologije i AI nije izuzetak. Prema izveštaju koji je objavio Accenture Australia (2019), australijska preduzeća znatno zaostaju za svojim američkim i evropskim kolegama u usvajanju najsavremenije veštačke inteligencije, a rast produktivnosti takođe zaostaje za SAD i Evropom. Dosadašnja istraživanja o usvajanju AI u reviziji su ograničena i većina publikacija je opisne prirode, naglašavajući

---

<sup>24</sup> Kokina, J. and Davenport, T.H. 2017. "The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing," *Journal of Emerging Technologies in Accounting* (14:1), pp. 115-122.

<sup>25</sup> KPMG. 2018. "AUDIT 2025: The future is now," *Forbes Insights*. ([https://i.forbesimg.com/forbesinsights/kpmg\\_audit2025/KPMG\\_Audit\\_2025.pdf](https://i.forbesimg.com/forbesinsights/kpmg_audit2025/KPMG_Audit_2025.pdf))

<sup>26</sup> Sun T., and Vasarhelyi M., A. 2017. "Deep Learning and the Future of Auditing: How an Evolving Technology Could Transform Analysis and Improve Judgment," *CPA Journal* (87:6): pp. 24-29.

<sup>27</sup> *World Economic Forum 2015. Deep Shift: Technology Tipping Points and Social Impact*. Available at: [http://www3.weforum.org/docs/WEF\\_GAC15\\_Technological\\_Tipping\\_Points\\_report\\_2015.pdf](http://www3.weforum.org/docs/WEF_GAC15_Technological_Tipping_Points_report_2015.pdf),

<sup>28</sup> Agnew H., 2016. "Auditing: Pitch battle," *Financial times* (May 9), (<https://www.ft.com/content/268637f6-15c8-11e6-9d98-00386e39d>)

„potencijal“ AI. Dok se predviđa da će napredak u veštačkoj inteligenciji (AI) fundamentalno promeniti oblast revizije, vrlo je malo empirijskih dokaza dostupno o njenim prethodnim faktorima i izazovima usvajanja. Osim diskusije o novim tehnologijama, potencijalnim prednostima i izazovima i agendi istraživanja, empirijska istraživanja su ograničena. Na primer, Issa et al (2017)<sup>29</sup> o primeni veštačke inteligencije i njenim potencijalnim štetnim efektima i dominaciji tehnologije, Kokina i Davenport (2017)<sup>30</sup> o ulozi transparentnosti i pristrasnosti u donošenju odluka zasnovanim na veštačkoj inteligenciji u reviziji, i o interakciji AI tehnologije i čoveka i implementaciji AI. Na osnovu polustrukturiranih intervjua sa višim revizorima, regulatorima i stručnjacima za veštačku inteligenciju koji posmatraju, oblikuju i utiču na upotrebu AI tehnologije u australijskoj revizorskoj praksi, usvajanjem okvira tehnologija-organizacija-okruženje (TOE) kao širokog teorijskog sočiva, identifikuju se izazovi u usvajanju i upotrebi AI u procesu revizije.

## 2.6. Pregled literature

Široko definisana, AI je računarska tehnologija koja pokazuje neki oblik ljudske inteligencije i pokriva nekoliko međusobno povezanih tehnologija uključujući rudarenje podataka, mašinsko učenje, obradu prirodnog jezika, prepoznavanje govora, prepoznavanje slika i analizu osećanja. Potencijalna moć veštačke inteligencije leži u njenoj sposobnosti da prepozna obrasce i napravi predviđanja koja olakšavaju donošenje odluka.<sup>31</sup> Revizija je proces koji se godinama nije mnogo menjao. AI je pokazao sposobnost da poremeti industrije koje se obično sastoje od ponavljajućih i predvidljivih zadataka.<sup>32</sup> Pošto proces revizije obično uključuje ponavljajuće transakcije velikog obima koje su predviđene, AI ima potencijal da utiče na proces

---

<sup>29</sup> Issa, H., Sun, T., and Vasarhelyi M., A. 2016. “Research ideas for artificial intelligence in auditing: The formalization of audit and workforce supplementation,” *Journal of Emerging Technologies in Accounting* (13:2), pp. 1-20.

<sup>30</sup> Kokina, J. and Davenport, T.H. 2017. “The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing,” *Journal of Emerging Technologies in Accounting* (14:1), pp. 115-122.

<sup>31</sup> Goh, C., Pan, G., Seow, P.S., Lee, B.H.Z., and Young M. 2019. “Charting the future of accountancy with AI,” *Research Collection School of Accountancy* ([https://ink.library.smu.edu.sg/soa\\_research/1806](https://ink.library.smu.edu.sg/soa_research/1806)).

<sup>32</sup> Chui, M., Manyika, J., and Miremadi, M. 2016. “Where machines could replace humans-and where they can't (yet),” *McKinsey Quarterly*, July (<https://www.mckinsey.com/business-functions/digital-mckinsey/our-insights/where-machines-could-replace-humans-and-where-they-cant-yet>)

revizije.<sup>33</sup> Sa mogućnostima za efikasnu analizu velikih količina podataka, veštačka inteligencija ne samo da bi omogućila reviziju 100% podataka o finansijskim izveštajima, već bi mogla i da ubrza rad revizora.<sup>34</sup> Tvrdi se da bi usvajanje veštačke inteligencije moglo da poboljša prosuđivanje o revizijama i donošenju odluka revizora.<sup>35</sup> U stvari, tvrdi se da su takve presude zasnovane na veštačkoj inteligenciji efikasnije od ljudi.<sup>36</sup>

Tradicionalne manuelne procedure revizije su neefikasne jer se smatra da su ljudi manje vešti u zadacima koji zahtevaju prikupljanje i analizu velikog obima transakcijskih podataka.<sup>37</sup> Stoga se tvrdi da bi to moglo biti korisno u revizijskim postupcima kao što su procena materijalnosti i rizika, procena kontrole, planiranje revizije, odabir mišljenja i izveštavanje.<sup>38</sup> Ostale prednosti koje se navode u literaturi uključuju smanjenje ljudskih grešaka,<sup>39</sup> omogućavanje kontinuirane revizije i sposobnost revizije svih transakcija i smanjenje troškova i vremena revizije. Usvajanje tehnologija u reviziji nije novost. Revizija je uspešno usvojila različite alate informacione i komunikacione tehnologije kao što su kompleti alata za reviziju, logit modeli i kontrolni šabloni u svoje operacije kako bi se postigao veći nivo efikasnosti.<sup>40</sup> Dowling i Leech (2014) su primetili upotrebu široko poznatih kompjuterski potpomognutih revizorskih alata i tehnika (CAAT) koje uključuju inteligentna pomagala za odlučivanje, ekspertske sisteme i sisteme za podršku reviziji.<sup>41</sup> Upotreba CAAT-a za testiranje podataka, integrisano postrojenje za testiranje, paralelnu simulaciju, ugrađeni modul revizije i

---

<sup>33</sup> Baldwin, A., Brown, C., & Trinkle, B. 2006. "Opportunities for artificial intelligence development in the accounting domain: The case for auditing." *Intelligent System in Accounting, Finance and Management*, (14:3), pp. 77-86.

<sup>34</sup> Bizarro P. A. and Dorian M. 2017. "Artificial Intelligence: the future of auditing," *Internal Auditing* (32:5), pp. 21-26.

<sup>35</sup> Sun T., and Vasarhelyi M., A. 2017. "Deep Learning and the Future of Auditing: How an Evolving Technology Could Transform Analysis and Improve Judgment," *CPA Journal* (87:6): pp. 24-29.

<sup>36</sup> Wu, Y., Kosinski, M., and Stillwell, D. 2015. "Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans," In *Proceedings of National Academy of Sciences of United States of America*, (112:4), pp. 1036-40.

<sup>37</sup> Dai, J., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Imagineering Audit 4.0. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(1), 1-15.

<sup>38</sup> Bierstaker, J., Janvrin, D., and Lowe, D. 2014. "What factors influence auditors' use of computer-assisted audit techniques?" *Advances in Accounting* (30:1), pp. 67-74.

<sup>39</sup> Murphy, H. 2017. "Auditing less of a burden as accountants embrace AI," *Financial Times*. (<https://www.ft.com/content/0898ce46-8d6a-11e7-a352-e46f43c5825d>)

<sup>40</sup> Manson, S., McCartney, S., and Sherer, M. 2001. "Audit automation as control within audit firms," *Accounting, Auditing & Accountability Journal* (14:1), pp. 109-30.

<sup>41</sup> Dowling, C. and Leech, S. 2014. "A Big 4 Firm's Use of Information Technology to Control the Audit Process: How an Audit Support System is Changing Auditor Behavior," *Contemporary Accounting Research* (31:1), pp. 230-252.



generalizovani softver za reviziju dobro je dokumentovana u literaturi.

Revizorske firme u SAD i Evropi počele su da primenjuju različite strategije za izgradnju sposobnosti veštačke inteligencije kako bi im pomogle da razviju nišu specijalizaciju i da steknu konkurentsku prednost kao što je navedeno na njihovim veb stranicama.<sup>42</sup> Na primer, KPMG je sarađivao sa IBM Watson-om na razvoju „Učenje pod nadzorom“, sistema u kome revizori preuzimaju ulogu podučavanja AI procedura u izvršavanju logičkog i racionalnog razmišljanja uz korišćenje profesionalnog rasuđivanja i skepticizma gde AI uči i razvija se da bi se bavila zadacima. KPMG takođe testira AI rešenje koje pomaže u identifikaciji podataka u kreditnim datotekama, izdvajanju upotrebljivih podataka i prepoznavanju trendova i obrazaca. PricewaterhouseCoopers (PwC) razvija AI alat „GL.AI“ koji identifikuje abnormalnosti u glavnim knjigama klijenata ispitivanjem podataka iz preko milijardu časopisa u preko 4 zemlje i očekuje se da će analizirati milijarde vrednosti u sekundi kako bi identifikovao abnormalne transakcije. Deloitte koristi tehnologiju obrade prirodnog jezika koja preuzima informacije i podatke iz populacija ili uzoraka, a zatim ih prenosi na platformu za automatizaciju procesa pregleda za ugovorne informacije, čime se smanjuje vreme utrošeno na pregled dokumenata.<sup>43</sup>

Slično tome, druga firma, EI, koristi mašinsko učenje za pregled i ispitivanje ugovora o zakupu sa nivoom tačnosti od 97% i koristi robotsku automatizaciju procesa u potvrdama omogućavajući revizorima da koriste svoje profesionalno rasuđivanje i skepticizam kako bi utvrdili validnost potvrde. EI Australia je tvrdio da je polovina njihovih revizijskih potvrda koje su tražili završena korišćenjem ove veštačke inteligencije i da ima buduće planove za implementaciju dronova za praćenje inventara klijenata tokom revizije. Svi gore navedeni primeri usvajanja su od strane četiri velike računovodstvene firme i to na probnoj osnovi. Neki od faktora koji ograničavaju usvajanje uključuju visoke početne troškove i troškove održavanja AI sistema, ograničeno znanje o reviziji uz pomoć tehnologije među diplomiranim revizorima, pravni aspekti oslanjanja na sisteme zasnovane na AI u reviziji.<sup>44</sup> Dalje, klijenti možda više vole

---

<sup>42</sup> Omoteso, K. 2012. “The Application of Artificial Intelligence in Auditing: Looking back to the Future,” *Experts Systems with Applications: An International Journal* (39), pp. 8490 – 8495.

<sup>43</sup> Deloitte. 2019. *Using AI to unleash the power of unstructured government data*, Deloitte Insights (<https://www2.deloitte.com/insights/us/en/focus/cognitive-technologies/natural-language-processing-examples-in-government-data.html>)

<sup>44</sup> Issa, H., Sun, T., and Vasarhelyi M., A. 2016. “Research ideas for artificial intelligence in auditing: The formalization of audit and workforce supplementation,” *Journal of Emerging Technologies in Accounting* (13:2), pp. 1-20.

interakciju sa revizorima nego sa mašinama, što naglašava kontinuirani značaj razgovora i izgradnje odnosa.<sup>45</sup>

Netačnosti u ulaznim podacima, potencijalna ljudska pristrasnost i nepotpuni podaci u AI rešenjima mogu dovesti do stava da je veštačka inteligencija i dalje „crna kutija“ koju je teško razumeti ljudima, čak i stručnjacima.<sup>46</sup> Čak i sa prilivom velikih podataka, kvalitet podataka može biti veliki problem koji vodi ka scenariju „smeće u smeću“ gde podaci lošeg kvaliteta dovode do rezultata analize koji su neupotrebljivi. Anderson et al. (2003) ukazuju na to da su revizori preferirali interakcije sa inteligentnim mašinama u odnosu na interakcije sa klijentima, ali zabrinutost oko bezbednosti podataka, integriteta veštačke inteligencije i nedostatak smernica o relevantnim revizorskim standardima smatraju se preprekama za njihovo usvajanje.<sup>47</sup> Na nivou organizacionih resursa, veštine potrebne za rad sa ovim novim tehnologijama su različite. AI je već počela da utiče na prakse zapošljavanja u firmama velike četvorke gde preferiraju pojedince sa osnovnim računovodstvenim znanjem zajedno sa veštinama programiranja,<sup>48</sup> pored veština upravljanja podacima. Tvrdi se da bi usvajanje veštačke inteligencije moglo da unapredi tehničke veštine revizora, uključujući kodiranje i vizuelizaciju da bi razumeli i manipulirali ogromnim količinama podataka iz internih i eksternih izvora. Korišćenje veštačke inteligencije će pomoći u postizanju ovog cilja kroz donošenje odluka zasnovano na podacima, analitiku podataka za dobijanje uvida koji se mogu primeniti i oslobađanje računovođa da rade na zadacima koji dodaju vrednost umesto da budu preplavljeni zamornim radom.<sup>49</sup> AI nije u stanju da imitira neke od jedinstvenih sposobnosti revizora kao što su rasuđivanje, emocionalna inteligencija i profesionalni skepticizam. Brennan et al (2017) tvrde da bi uloga revizora mogla da se promeni sa dodatkom odgovornosti da tumače podatke proizvedene od strane veštačke inteligencije i

---

<sup>45</sup> Chan, H., DeBoskey, D. G., and Hee, K. 2012. “Audit fee patterns of Big Four and Non-Big Four firms,” *The CPA Journal*, (82:10), (<https://www.questia.com/magazine/1P3-2826779561/audit-fee-patterns-of-big-four-and-non-big-four-firms>)

<sup>46</sup> McCollum, T. 2017. “Audit in an age of intelligent machines: Already in use at many organizations, artificial intelligence is poised to transform the way business operates,” *Internal Auditor* (74:6), pp. 24-29 (<https://iaonline.theiia.org/2017/Pages/Audit-in-an-Age-of-Intelligent-Machines.aspx>)

<sup>47</sup> Issa, H., Sun, T., and Vasarhelyi M., A. 2016. “Research ideas for artificial intelligence in auditing: The formalization of audit and workforce supplementation,” *Journal of Emerging Technologies in Accounting* (13:2), pp. 1-20.

<sup>48</sup> Cooper. L., Holderness. D. K., Sorensen. T., and Wood. D. A. 2019. “Robotic Process Automation in Public Accounting,” *Accounting Horizons*, (33:4), pp. 15-35.

<sup>49</sup> Goh, C., Pan, G., Seow, P .S., Lee, B.H.Z., and Young M. 2019. “Charting the future of accountancy with AI,” *Research Collection School of Accountancy* ([https://ink.library.smu.edu.sg/soa\\_research/1806](https://ink.library.smu.edu.sg/soa_research/1806)).

prenose ih svojim klijentima kako bi dodali vrednost njihovom poslovanju. Stoga postoji nekoliko pitanja koja zahtevaju pažnju istraživača kako bi računovodstvene firme bolje iskoristile AI tehnologije i donele ekonomske koristi. Kao što je istakao Banham (2018), većina dokaza o upotrebi veštačke inteligencije u praksi je u kontekstu SAD, a aplikacije su uglavnom ograničene na automatizaciju nekih rutinskih zadataka ili rešenja za analizu podataka. Empirijski dokazi u australijskom kontekstu su ograničeni.<sup>50</sup>

Iako usvajanje tehnologije igra komplementarnu ulogu u stvaranju održive konkurentske prednosti, razlozi za usvajanje i priroda njihovog uticaja variraju od organizacije do organizacije. Ovo zavisi od različitih konteksta u kojima se ova usvajanja tehnologije nalaze, uključujući spoljne faktore konkurencije, regulatorna i profesionalna tela i unutrašnje organizacione faktore kao što su procesi, podrška menadžmentu, nivo sofisticiranosti tehnologije i sama tehnologija.

Iako postoji nekoliko teorija koje se bave usvajanjem tehnologije, okvir tehnologija-organizacija-okruženje (TOE) koji su razvili Tornatzki i Fleischer (1990) smatra se odgovarajućim za analizu usvajanja AI u reviziji. Okvir TOE postavlja da tehnološki, organizacioni i faktori životne sredine utiču na usvajanje i prilagođavanje tehnoloških inovacija od strane firmi i pojedinačnih stručnjaka. On integriše kontingentne tehnološke, organizacione i ekološke faktore sa kojima se suočavaju revizori i revizorske firme sa evaluacijom, implementacijom i upotrebom AI tokom različitih faza procesa revizije.<sup>51</sup> Koristeći ovaj okvir, razumevanje za usvajanje AI u procesu revizije uključujući uticaj spoljnih, organizacionih i faktora povezanih sa tehnologijom, predložena metodologija je kvalitativna terenska studija poprečnog preseka, gde su podaci prikupljeni prvenstveno iz polustrukturisanih intervjua. Ova vrsta terenskog istraživanja je prikladna s obzirom na to da je upotreba savremenih alata veštačke inteligencije u revizorskoj profesiji relativno nova i da novi uvidi mogu da rasvetle kako se ponašaju revizori (i druge zainteresovane strane, kao što su edukatori, postavljači standarda).<sup>52</sup> Prilagođavanje i oblikovanje njihove prakse ovoj novonastaloj tehnologiji, intervjui zasnovani na

---

<sup>50</sup> Brennan, B., Baccala M., and Flynn, M. 2017. "How Auditing Will incorporate AI," *CFO Auditing*, (<https://www.cfo.com/auditing/2017/02/artificial-intelligence-audits/>)

<sup>51</sup> Tornatzky, L. and Fleischer, M. 1990. *The Process of Technology Innovation*, Lexington: Lexington Books. Vasarhelyi, M.A. and Kogan, A. 2017. "Artificial Intelligence in Accounting and Auditing. Towards a new paradigm," *Rutgers* (4), (<http://raw.rutgers.edu/MiklosVasarhelyi/Resume%20Articles/BOOKS/B13.%20artificial%20intelligence.pdf>)

<sup>52</sup> Ahrens T., and Chapman C. 2006. "Doing qualitative field research in management accounting: Positioning data to contribute to theory," *Accounting, Organizations and Society* (31), pp. 819–841.

individualnim percepcijama i perspektivama ključnih pojedinaca u revizorskim firmama korišćen je labavo strukturiran vodič za intervju. Ispitanici su upitani o opštoj percepciji AI, potencijalnim prednostima i izazovima usvajanja AI tehnologije u reviziji, kao i organizacionim, ekološkim i tehnološkim faktorima koji mogu uticati na njihovo efektivno usvajanje, nakon dobijanja neophodne etičke dozvole. Obavljeno je 14 intervju. Sastojalo se od sedam menadžera/partnera revizije (ispitanici A1, A2, A3, A4, A5, A6 i A7), dva postavljaca standarda (A8 i A9), tri stručnjaka za AI i revizorski softver (A10, A11 & A12) i dva stručnjaka za reviziju/uveravanje (A13 i A14). Svi ispitanici imaju značajno iskustvo u ovoj oblasti. Ovi istraživački intervjui su snimljeni uz prethodnu dozvolu i transkribovani za dalju analizu. Ranije su obavljena dva pilot intervju u cilju testiranja procesa ispitivanja i strukture i doraden je vodič za intervju. Za poboljšanje pouzdanosti korišćen je polustrukturirani protokol intervju i mehaničko snimanje podataka pomoću digitalnog snimača. Validacija podataka je izvršena prvo snimanjem intervju i njihovim doslovnim prepisivanjem, i slanjem pojedinačnim ispitanicima na validaciju i ispravke, da bi na kraju uspostavljen lanac dokaza korišćenjem doslovnih transkripata i beleški o zapažanjima napravljenim tokom intervju. Tako prikupljeni podaci se kodiraju i analiziraju u odnosu na teme identifikovane iz teorijskog okvira i literature.

## **2.7. Uticaj AI na faze revizije**

AI bi mogao da utiče na različite faze revizije. Planiranje revizije, prva faza, smatra se iterativnim procesom i ključni je prvi korak u osiguravanju da se revizori fokusiraju na oblasti većeg rizika. Kao što je primetio viši partner u reviziji, „AI će pogoditi tradicionalne revizorske firme posebno u procesu revizije i funkcionisanju jer će postojati mnogo mehaničkih funkcija koje će efikasnije obavljati AI i tehnike mašinskog učenja“. Drugi ispitanik je izrazio mišljenje da faze revizije više nisu jasne. „Moramo ponovo razmisliti o načinu na koji organizujemo reviziju“. Tvrdi se da „nijedna od firmi još uvek ne koristi nikakvu veštačku inteligenciju u svojim angažmanima eksterne revizije i ne vidim da će se to uskoro pojaviti“. Dalje, tvrdi se da „firme i klijenti revizije nerado usvajaju AI jer je pristup podacima izazov“. Uprkos ovoj nevoljnosti da se promene i usvoje, postoje neki revizori koji bi pozdravili AI da pomogne u fazi planiranja. Sledeći citat to pojašnjava: „Kao da imamo mnogo nezavisnih koraka u planiranju

koji bi se lako mogli uraditi pomoću veštačke inteligencije... kao što je pregled zapisnika odbora i reći vam šta je zanimljivo? I tamo ima toliko stvari da bi nam to moglo pomoći u tome. Dakle, kao deo nezavisnosti, moramo da uskladimo strukturu organizacije sa onim što imamo u bazi podataka kako bismo bili sigurni da smo uključili svaki entitet i da smo sve pokrili. Dakle, to je kao mapiranje i traje dugo. Klijent kupuje i ulaže svakog meseca, tako da radimo ovaj zadatak svakog meseca i potrebne su 2 devojke da to urade na moru nedeljno da bi to uradile kako treba... AI bi mogla da pomogne”.

Aspekt procene rizika u planiranju je ključna oblast prosuđivanja u kojoj AI ima potencijal da „izdvoji nedostatke, kaže kako mi [revizori] treba da postupamo prema tome i da li postoje rizici“, i AI može da pomogne da se „donese kritičan sud o rizičnim oblasti poslovanja klijenta”, i u „sumiranju ključnih rizika tokom godine koje treba da posmatrate”. Iako bi AI mogla pomoći u identifikaciji rizika, ona nikako ne može analizirati implikacije rizika. Revizori bi i dalje bili potrebni da bi se utvrdilo da li su anomalije koje se izvlače stvarni rizik korišćenjem profesionalne procene, primetila je ova studija, jer je utvrđeno da AI treba znatno duže da zameni zadatke koji zahtevaju veštine prosuđivanja.<sup>53</sup>

Prethodna literatura<sup>54</sup> je ukazivala na ulogu koju igra veštačka inteligencija kroz široku upotrebu algoritama i modela, kako bi se pomoglo u prikupljanju dokaza za otkrivanje prevare u operacijama klijenata. Studija je otkrila da je AI korisna u fazi prikupljanja dokaza u procesu revizije. Kao što je primetio viši revizor, „AI skraćuje vreme testiranja, testirajući celu populaciju; najveći problem u ovom trenutku je uzorkovanje, testiranje na terenu i potvrde“, a „naročito upotreba AI na nižem nivou u obradi i analizi potvrda“. Takođe postoji potencijal da utiče na fazu izveštavanja. Kao što je istakao ispitanik, AI bi mogla da identifikuje rizik i da naznači potencijalne implikacije za izveštaj. „Preuzimanje podataka u fazi prikupljanja dokaza, stvarno korišćenje cele populacije i izvlačenje krajnjih granica i govoreći kako treba da tretiramo ovo i da li je ovo u opasnosti ili ne, dajući mi profil, da pokažem šta je od većeg rizika. Zatim, sve do kraja, kada je u pitanju izveštavanje, verovatno bi se moglo reći koje su potencijalne implikacije za revizorski izveštaj”. Važno je da se veruje da će faze revizije koje su tradicionalno

---

<sup>53</sup>Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. 2017. “What to Expect From Artificial Intelligence,” *MIT Sloan Management Review* (58:3), pp. 23–27.

<sup>54</sup>Goh, C., Pan, G., Seow, P .S., Lee, B.H.Z., and Young M. 2019. “Charting the future of accountancy with AI,” *Research Collection School of Accountancy* ([https://ink.library.smu.edu.sg/soa\\_research/1806](https://ink.library.smu.edu.sg/soa_research/1806)).

poznate ili nestati ili se spojiti sa drugim usvajanjem AI. Kao što je primetio revizor, „razmišljanje o fazama revizije je skoro zastarelo, te faze će se spojiti, jer ako posmatramo celu populaciju [sa AI potencijalno], mi ćemo identifikovati gde su rizične oblasti [faza planiranja], to onda pruža dokaze i test kontrola i suštinsko testiranje [faza prikupljanja dokaza], na kraju bi se mogle spojiti, jer možda radimo istu stvar. Imaćemo suštinsko testiranje i test kontrolu”. Drugi je primetio da „će se definicija i ideje principa sa kojim živimo u reviziji, i odvojene faze i različite vrste testiranja spojiti, jer bi to alati veštačke inteligencije omogućili“. Što se tiče faze mišljenja/izveštavanja, obrada prirodnog jezika mogla bi se koristiti za identifikaciju rizika kompanije tumačenjem podataka iz izvora kao što su društveni mediji.

AI bi mogla da poveća kvalitet revizije i prosuđivanje obezbeđivanjem više dokaza i smanjenjem pristrasnosti u procesu. Kao što je primetio viši revizor, „radeći ručne stvari kao što je prikupljanje dokaza, omogućava revizorima više vremena za profesionalnu procenu i (doprinosi) povećanju kvaliteta revizije“, i da bi se „kvalitet revizije poboljšao zbog većeg uveravanja iz testiranja populacije“. Drugi je primetio da „možete imati ovu tehnologiju gde vam preporučujemo da testirate 48 transakcija za ovaj nivo materijalnosti ove transakcije, koje su nasumične kako biste testirali rizičnost ove populacije... tako da dobijate zaista nezavisnu selekciju i u teoriji vam daje bolji ishod“ „...kada imate mašinu koja to zaista radi brzo i radi sve stvari po kojima bi inače ljudsko biće kopalo, onda koristite kognitivne moći ljudskog bića da zatim primenite rezultate. Ako bi revizori počeli da vrše reviziju kompanija, na osnovu pokretača donošenja odluka, a kada dođete do te faze, revizor bi postao mnogo zadovoljniji i definisaniji. Ove velike četiri računovodstvene firme nude konsultantske usluge za veštačku inteligenciju i rade na zajedničkom razvoju specifičnih alata za veštačku inteligenciju jer bi ove usluge potencijalno mogle biti profitabilnije od revizije. Obimna, skupa revizija koju sprovode tradicionalne revizorske firme bi potencijalno mogla biti manje atraktivna u poređenju sa drugim firmama koje pružaju takve usluge koristeći AI.

## **2.8. Faktori vezani za tehnologiju**

Kao što je razmatrano u pregledu literature, ideja o upotrebi nekog oblika alata veštačke inteligencije u reviziji nije nova i u prošlosti su se alati kao što su inteligentni agenti, sistemi za podršku reviziji i ekspertski sistemi koristili za selektivne zadatke. AI tehnologija je višestruka i

ima nekoliko komponenti i različito je percipiraju različiti ljudi. Njegov uticaj na reviziju takođe zavisi od ovih percepcija i značajno varira u zavisnosti od iskustva i stručnosti pojedinca. Dok su ga neki ispitanici nazvali krovnim terminom za analizu podataka i mašinsko učenje i da je apstraktan, drugi su verovali da AI može da razmišlja kao ljudi i da ima sposobnost da replicira kako ljudi razmišljaju. Odražavajući pojednostavljeni pogled na AI, neki od ispitanika sugerisali su da je AI poput korišćenja CAAT-a i da AI može pomoći u razvoju obrazaca i prosuđivanja dok ispituje velike količine homogenih transakcija sa sličnim karakteristikama. AI jednostavno pruža više podrške i informacija, a kritičko prosuđivanje je uvek ljudsko. Ono što se čini očiglednim je da se AI smatra samo još jednim alatom, i dok se AI smatra korisnom u smislu pružanja potencijalne efikasnosti reviziji, postoje ograničeni dokazi u vezi sa tim još iz revizorske prakse. Budući da je AI tehnologija koja se još uvek razvija, izgleda da je prikladno imati različit pogled. Dalje, drugi je primetio da „AI, u mom umu postoje različiti nivoi, može postojati automatizacija ili model u koji možete da izgradite i dodate logiku i podatke i da ih analizirate i učinite predvidljivim ili kao da može postojati mašinsko učenje gde može biti nestrukturiran ili strukturiran gde možete reći mašinama šta da rade ili one mogu da saznaju šta da rade.

Eksterni subjekti kao što su klijenti revizije, tela za postavljanje standarda revizije, profesionalne organizacije i regulatorna tela, imaju značajan uticaj na usvajanje AI. Njihova konzervativna priroda i nedostatak adekvatnih tehnoloških veština i kompetencija u tim organizacijama mogu ograničiti usvajanje i upotrebu AI tehnologija. Iako AI ima moćne sposobnosti i sposobnost da istražuje sive oblasti koje su do sada rešavane ljudskim rasuđivanjem, njeno usvajanje u velikoj meri zavisi od spoljnih tela kao što su postavljači standarda i regulatorna tela. Ispitanici su izrazili zabrinutost da li su regulatori, postavljači standarda i klijenti za reviziju spremni za AI i da klijenti možda nisu opremljeni da se bave izuzecima od izveštavanja. Kao što je istakao ispitanik, „prihvatanje klijenata je glavno pitanje gde se alati u ponudi smatraju nezrelim“. Drugi klijenti, izrazili su zabrinutost u pogledu privatnosti i bezbednosti informacija.

Drugi izazovi su dokumentovanje upotrebe tehnologije i tehnološke pameti ili nedostatka istih od strane regulatornih tela. „Najveći problem nije upotreba tehnologije, već kako dokumentujemo upotrebu ove tehnologije. Na primer, kako to pišete u revizorskoj datoteci. Čak i standardi revizije, kao što je ASA 315 ili 520, nijedna od njih zapravo nema evidenciju o

firmama koje koriste botove ili AI. Predstavnik australijskog standarda ukazuje na izazove u regulatornom prostoru s obzirom da je AI rešenje za mnoge „crna kutija“. „Ljudi su zabrinuti zbog upotrebe AI u ovom regulatornom prostoru. Profesionalne organizacije su još jedan eksterni entitet koji treba da se fokusira na usavršavanje revizora tako što će ugraditi tehnološki sadržaj u svoje profesionalne ispite i sertifikate. Ispitanici se slažu da sadržaj o tehnologiji kao što su analitika podataka i IT treba dodati u nastavni plan i program jer je „očigledno da trenutni univerzitetski stepen računovodstva i revizije ne pokrivaju dovoljno stranu podataka i analitike revizije i računara“.

Usvajanje AI tehnologije može doprineti potencijalu za uštedu troškova kroz smanjenje radnih mesta i u tom procesu može zameniti ljude vrednim veštinama. Potencijalni gubitak uloge radnika znanja u revizorskim firmama i posledični gubitak vrednog revizorskog i korporativnog znanja, bio bi prevaziđen jer za razliku od drugih tehnologija, AI, ako se efikasno implementira, mogla bi efikasno da obavlja zadatke koje obično obavlja nekoliko revizora i da smanji troškove usluga revizorskim firmama, a samim tim i troškove klijenata. AI je prešao tačku da zamenjuje blagajnike ili poslove za koje nije potrebna diploma. Počinje da zamenjuje ljude koji imaju vredne veštine u poslednjoj deceniji. Mnogi ljudi su nezadovoljni veštačkom inteligencijom ili uplašeni, ali ima mnogo ljudi koji su uzbuđeni, jer to može da reši njihove poslovne probleme. Takođe se čini da postoji vežba izgradnje kapaciteta u profesionalnim firmama koja treba da se desi da bi se olakšalo usvajanje AI, ako se identifikuje svaki pristup firme i ulaganja u nove tehnologije i iskustva prakse koja je različita. Dok neke firme uspostavljaju zasebne laboratorije/jedinice kako bi razvile specifično rešenje za određeni zadatak/problem, testirale ih i dale revizorskim timovima po potrebi, druge firme osnivaju multidisciplinarne timove koji se sastoje od stručnjaka za veštačku inteligenciju i analitiku podataka zajedno sa tradicionalnim revizorima.

Sada imamo digitalnu laboratoriju i to je svojevrsna prodavnica aplikacija i menja način na koji revizori razmišljaju od temelja, a ne odozgo. Mnogi diplomci sada imaju pozadinu iz informatike i imaju toliko svojih ideja... uvek to možete da unesete kao zahtev u laboratoriji i oni mogu da naprave digitalnu aplikaciju... ideja je tamo gde sedite u timu za reviziju i identifikujte probleme tehnologije i napravite kodove i stvari da biste nešto brzo uradili postavljen zadatak. U smislu veštačke inteligencije, trenutno imamo podsticaj ka robotima i analitici podataka, tako da možemo da smanjimo mnogo fizičkih napora samih revizora i da sve



učinimo efikasnijim i klijenti to kupuju u smislu da je ovaj pristup trenutno intrigantan od naših klijenata. Prema tome, velike 4 računovodstvene firme, kao što se i očekivalo, nastoje da testiraju i isporuče ta rešenja i da koriste i postignu poboljšanja produktivnosti.

Uštede troškova i sposobnost da se isporuče kvalitetne revizije uz pomoć AI tehnologije su ključni pokretači za računovodstvene firme. Iako se regulatori i postavljajući standarda često okrivljuju što nisu jasno artikulirali elemente veštačke inteligencije u standardima i procesima, unutrašnji organizacioni faktori kao što su kvalitetni podaci, dobar pristup i odgovarajući set veština važniji su da bi inicijativa da bi AI bila uspešna.

Od organizacija klijenata se traži da ulažu u te resurse kako bi izvukle najbolju prednost. Mnogi praktičari okrivljuju standarde i regulatore da to ne mogu da urade [koriste veštačku inteligenciju u reviziji], jer standardi nisu jasni. Realnost je da je to prilično skupo, da zahteva mnogo vremena i mnogo stručnosti. Morate da imate infrastrukturu u klijentima, gde možete da dobijete pristup podacima i podacima koji su korisni, a zatim i setovima veština. Opšte oklevanje revizora da veruju mašinama za prosuđivanje i stoga njihovo uverenje da AI tehnologija ne može ispravno identifikovati neobične transakcije, faktor je koji ograničava usvajanje, jer partneri preuzimaju potpuno vlasništvo nad projektom i tako mogu preuzeti vlasništvo nad svime što AI proizvodi.

Kvalitet podataka koji se koriste kao ulaz za AI program je još jedan faktor. Pristrasnost se može uneti u program veštačke inteligencije ako je kvalitet podataka loš i netačan, a što zauzvrat može uticati na ljudsko rasuđivanje. Ovo se doživljava kao ogromna prepreka za korišćenje veštačke inteligencije u reviziji. Pre nego što se AI može usvojiti, jedan od najvećih izazova je dobijanje dobrih podataka ali klijenti sporo ulažu u digitalizaciju i kvalitet podataka i još uvek imaju hrpe papira na svojim stolovima. Stoga, postoji mnogo pristrasnosti u njihovim skupovima podataka. To će zahtevati više razmišljanja o skupovima podataka, ali i proveru pristrasnosti i proveru ishoda. Još jedna važna oblast koja je evidentna je element poverenja u AI. Oklevanje je očekivano s obzirom na pravne implikacije rada finansijske revizije i potrebu da revizori sa sigurnošću izraze mišljenje i da sačine zveštaj na osnovu podataka proizvedenih od strane AI sistema. Morate verovati da bi AI funkcionisala, malo intenzivnije i da bi više ljudi prestalo da bude neodlučno prema tome. Obezbeđivanje resursa sa relevantnim skupovima veština je važan zahtev. Sa naglaskom na tome da budući revizor bude tehnološki potkovan, organizacije ulažu u obuku i usavršavanje svojih revizora.

## GLAVA TREĆA: UTICAJ VEŠTAČKE INTELIGENCIJE NA REVIZIJU NOVIH TEHNOLOGIJA

### 3.1. Veštačka inteligencija (AI) kao demonstracija i simulacija ljudske inteligencije

Veštačka inteligencija (AI) je demonstracija i simulacija ljudske inteligencije pomoću mašina, posebno računarskih sistema. AI, robotska automatizacija procesa (RPA), Internet stvari (IoT) i blockchain su među tehnologijama sledeće generacije koje se smatraju remetilačkim po prirodi. AI je posebno korak ispred drugih tehnologija u nastajanju i menja način na koji preduzeća posluju. Omogućava sistemima da donose odluke poput ljudi koje uključuju prosuđivanje i prilagođavaju se novom okruženju. Sedamdeset dva procenta poslovnih lidera veruje da je veštačka inteligencija tehnologija budućnosti.<sup>55</sup> Neka preduzeća već koriste veštačku inteligenciju za pokretanje svojih poslovnih procesa.

- Multinacionalni konglomerat i proizvođač elektronskih sistema i opreme primenio je sisteme planiranja zasnovane na veštačkoj inteligenciji na upravljanje skladištem, što je rezultiralo povećanjem produktivnosti od 8 procenata kroz određivanje prioriteta narudžbi i efikasnost biranja, povećanje prodaje od 15 procenata i povećanje stope narudžbi za 27 procenata. Konglomerat takođe primenjuje veštačku inteligenciju u drugim oblastima kao što su finansije, transport i komunalije u više od 50 projekata.<sup>56</sup>

- Jedna od vodećih kompanija za transport oslanja se na veštačku inteligenciju za svakodnevne operacije, uključujući obračun cena karata.<sup>57</sup>

- Jedna od vodećih kompanija za kreditne kartice oslanja se na ML kako bi izbegla prevaru od 25 milijardi dolara godišnje. Njene tehnike veštačke inteligencije pokreću više od 100 aplikacija, omogućavajući u realnom vremenu ispitivanje transakcija na indikatore prevare.

AI model može da identifikuje prevaru, može da utvrdi da su lažne transakcije otkrivene

---

<sup>55</sup> PricewaterhouseCoopers (PwC), "PwC Releases Report on Global Impact and Adoption of AI," 25 April 2017, <https://www.pwc.com/us/en/press-releases/2017/report-on-global-impact-and-adoption-of-ai.html>

<sup>56</sup> Hitachi, "Take on This Unpredictable Business Age Together With Hitachi AI Technology/H," 2017, [https://social-innovation.hitachi/-/media/project/hitachi/sib/en/solutions/ai/pdf/ai\\_en\\_170310.pdf](https://social-innovation.hitachi/-/media/project/hitachi/sib/en/solutions/ai/pdf/ai_en_170310.pdf)

<sup>57</sup> Hermann, J.; M. Del Balso; "Meet Michelangelo: Uber's Machine Learning Platform," Uber Engineering, 5 September 2017, <https://eng.uber.com/michelangelo-machine-learning-platform/>

na odgovarajući način. Regulatori i profesionalna tela tek treba da obezbede okvire za korišćenje ovih tehnologija ili uputstva o tome kako da ih procene. Ove tehnologije se razvijaju prebrzo da bi revizorski profesionalci i regulatori mogli da drže korak. Dalje, s obzirom na složenost ovih tehnologija, stalni je izazov za revizorske profesionalce da pruže usluge procene.

Da bi se započeo proces, AI program ili algoritam je napravljen i testiran sa test podacima. Ovi test podaci oblikuju logiku unutar AI programa dok uči iz različitih tipova scenarija podataka. Nakon što je testiran, AI program obrađuje podatke uživo na osnovu logike naučene iz podataka testa, dajući rezultat. Povratne informacije od svakog rezultata analizira AI program kako se njegova logika razvija kako bi se bolje nosio sa živim scenarijem podataka. U svakom od tri koraka moraju se adresirati određeni faktori rizika.

U procesu unosa podataka, potencijalni faktori rizika uključuju pristrasnost podataka, nepotpune podatke testa i neodgovarajuće ili neovlašćeno prikupljanje podataka. Sedamdeset šest procenata izvršnih direktora (CEO) zabrinuto je zbog nenamerne pristrasnosti koja se uvlači u algoritme veštačke inteligencije ili modele odlučivanja. Pristrasnost podataka nastaje kada se dva skupa podataka ne tretiraju jednako. Na primer, ako programer ima ličnu pristrasnost prema određenoj etničkoj grupi koja se odražava u podacima testa koji se unose u AI model, AI program će funkcionisati na pristrasan način prema toj etničkoj grupi. Važno je imati kontrole kako bi se sprečilo da pristrasnost utiče na AI model. Ovo može uključivati da nezavisni korisnici pregledaju podatke testa radi pristrasnosti ili da periodično pregledaju rezultate AI.

AI model ne može efikasno da funkcioniše ako je skup podataka za testiranje nekompletan i ne pokriva sve moguće scenarije. U nedostatku karakteristika stvarnog sveta u podacima testa, AI algoritam ne može da nauči i razvije tačnu logiku za rukovanje podacima uživo. Takođe je važno da podaci testa imaju pravu kombinaciju skupa podataka za obuku i skupa podataka za validaciju. Skup podataka za obuku se koristi za podučavanje AI modela da izvrši proces donošenja odluka i obrade podataka. Skup podataka za validaciju se zatim koristi za testiranje ili validaciju tačnosti AI modela. Odgovarajuća kombinacija podataka o obuci i podataka o validaciji zavisi od faktora kao što su obim podataka, složenost donošenja odluka i broj mogućih scenarija. Treba da postoji namerni, dokumentovani proces koji će potvrditi da postoji odgovarajuća kombinacija skupova podataka za obuku i validaciju.

Nekoliko tačaka unosa podataka može biti potrebno da bi se dizajnirao efikasan proces donošenja odluka kao deo AI modela. Uz rasprostranjenost društvenih medija, e-trgovine i

interneta stvari, može biti teško implementirati efikasan proces prikupljanja podataka koji proverava tačke podataka za odgovarajuću i ovlašćenu upotrebu. Ako se podaci uhvate na neovlašćen način bez znanja pojedinca, to može predstavljati kršenje lokalnih zakona o privatnosti podataka. Kontrole moraju da budu postavljene da bi se potvrdio svaki izvor podataka i da se osigura da neovlašćeni podaci ne budu uhvaćeni kao deo podataka testa ili podataka uživo.

### 3.2. Potencijalni faktori rizika

Potencijalni faktori rizika u ovom koraku uključuju netačnu logiku algoritma veštačke inteligencije, nedovoljnu dokumentaciju i mogućnost revizije, sistemsko prevazilaženje ručnih kontrola, neefikasnu bezbednost i nejasnu odgovornost. Pojedinaac ima pravo da razume kako je do odluke došlo pomoću automatizovanog sistema donošenja odluka i da ospori tu odluku.<sup>58</sup> Logika AI algoritma treba da bude dokumentovana i objašnjena na odgovarajući način kako bi pokrila sve aspekte programa.

Proverljivost AI algoritma treba da bude omogućena na početku da bi se razumelo kako je algoritam došao do određene procene. Slično kao u situaciji kada menadžment nadjača kontrolu, sa AI, postoji rizik da sistem nadjača ručne kontrole. Neke odluke mogu biti toliko složene ili njihovi rezultati toliko uticajni da je neophodna ručna intervencija. Rizik je da će se AI model vremenom razviti i smatrati da ljudska intervencija nije potrebna. Nedavno je glavni sudija Indije rekao: „Veštačkoj inteligenciji nikada ne bi trebalo dozvoliti da zameni ljudsku diskreciju u sudskoj funkciji.“<sup>59</sup>

Sistem ručne intervencije bi trebalo da bude dizajniran da spreči zaobilaženje sistema veštačke inteligencije. Periodični ručni pregledi transakcija se mogu postaviti kako bi se osiguralo da se one koje zahtevaju ručnu intervenciju obrađuju kako je predviđeno.

---

<sup>58</sup> Information Commissioner's Office (ICO), "Fully Automated Decision Making AI Systems: The Right to Human Intervention and Other Safeguards," United Kingdom, 5 August 2019, <https://ico.org.uk/about-the-ico/news-and-events/ai-blog-fully-automated-decision-making-ai-systems-the-right-to-human-intervention-and-other-safeguards/>

<sup>59</sup> ANI, "AI Should Never Be Allowed to Substitute Human Discretion in Judicial Functioning: CJL," ETCIO, 27 January 2020, <https://cio.economic-times.indiatimes.com/news/government-policy/ai-should-never-be-allowed-to-substitute-human-discretion-in-judicial-functioning-cjl/73651703>

AI modeli su ranjivi na spoljne napade. Napad može imati oblik lažno pozitivnih ili lažno negativnih unosa podataka, što može uzrokovati da se AI model razvija u neželjenom pravcu. Ovo je poznato kao „konkurentno mašinsko učenje“. Nedavno je demonstrirala vodeća kompanija za sistemsku bezbednost kako samovozeći automobil može biti prevaren da prekorači ograničenje brzine tako što će napraviti malu modifikaciju znaka ograničenja brzine zasnovanu na nalepnicama.

Bezbednost AI modela treba da bude deo okvira upravljanja veštačkom inteligencijom. Trebalo bi da postoje odgovarajuće kontrole za identifikaciju duplih unosa podataka, lažnih unosa i slično. Dalje, faktori rizika koji proizilaze iz sajber bezbednosti i opštih IT kontrola (tj. upravljanje pristupom, upravljanje promenama, razvoj programa i računarske operacije) koji okružuju AI model i infrastrukturu treba da budu adresirani na odgovarajući način. U doba veštačke inteligencije, gde odluke sve više pokreće sistem, uobičajeno je za menadžment da se oslanja na sistem za različite kontrole. Odgovornost za odluke ili rezultate AI modela je teško utvrditi. Trebalo bi da postoji jasno dokumentovan okvir odgovornosti, uključujući periodične preglede modela AI. Okvir treba da obuhvati vlasnike kontrole i sve faze procesa veštačke inteligencije.

Rezultati/proces povratnih informacija je podložan neadekvatnim ažuriranjima, neadekvatnim pregledima rezultata i ponavljajućim netačnim povratnim informacijama. Proces povratnih informacija je sredstvo za ažuriranje AI modela i logike za efikasno suočavanje sa novim scenarijima. Ako je AI algoritam dizajniran da čita samo izabrane tačke podataka u procesu povratnih informacija, možda neće biti ažuriran da odražava sve promene. Kontrole moraju biti postavljene kako bi se osiguralo da AI model uzima u obzir sve relevantne tačke podataka tokom procesa povratnih informacija.

Vremenom može postojati tendencija da se više oslanja na AI model za obradu transakcija i možda neće postojati odgovarajući nadzor nad rezultatima koje proizvodi AI model. Bez redovnog pregleda rezultata, model veštačke inteligencije koji se razvija može da odstupa od predviđene svrhe i, u nekim slučajevima, izazove probleme. Vodeća softverska kompanija morala je da se izvini nakon što je njen Tviter nalog zasnovan na veštačkoj inteligenciji počeo da tvituje rasističke komentare.<sup>60</sup> Reperkusije mogu biti još ozbiljnije ako AI model koji se koristi

---

<sup>60</sup> Lee, D.; “Tay: Microsoft Issues Apology Over Racist Chatbot Fiasco,” BBC, 25 March 2016,

za poslovne operacije propadne.

Moraju se izvršiti ručni pregledi rezultata proizvedenih AI modelom. Ovi pregledi se mogu izvršiti na zbirnom nivou ili na nivou entiteta, prema potrebi. Kada je potrebno, ručne promene se mogu izvršiti u AI modelu prateći odgovarajuće procedure upravljanja promenama. AI model se može zaglaviti u povratnoj petlji koja se ponavlja, što u suštini nije tačno. Na primer, AI model odbija zahtev klijenta za kredit na osnovu prošlih odbijanja. Ovo odbijanje se onda smatra odbijanjem budućih zajmova i tako dalje, iako se kreditna sposobnost klijenta možda promenila. Kontrole za adresiranje pogrešnih petlji povratnih informacija su iste kao one koje se koriste za pregled rezultata, zajedno sa nekim specifičnim analitičkim podacima o rezultatima proizvedenim da bi se identifikovale ponavljajuće pogrešne povratne sprege.

## GLAVA ČETVRTA: AI I REVIZIJA: POBOLJŠANJE EFIKASNOSTI I EFEKTIVNOSTI REVIZIJE POMOĆU VEŠTAČKE INTELIGENCIJE

### 4.1. Uloga AI u reviziji

Veštačka inteligencija (AI) se sve više integriše u oblast revizije kako bi se poboljšala efektivnost i efikasnost u procesu revizije. Nekoliko studija je istraživalo primenu AI u reviziji, naglašavajući njene potencijalne prednosti i izazove. Ukpong et al. (2019) ističu potrebu za AI tehnologijama u računovodstvu i reviziji.<sup>61</sup> Fedik et al. (2022) su sproveli empirijske analize i intervjue sa partnerima u reviziji, otkrivajući da se AI široko koristi u revizijama sa primarnim ciljem poboljšanja kvaliteta i efikasnosti.<sup>62</sup> Almufadda & Almezeini (2021) pružaju uvid u kritična razmatranja za uspešno usvajanje AI u revizorskim praksama, naglašavajući važnost pravilnog donošenja odluka i kontramera.<sup>63</sup> Studija Landers & Behrend (2023) izaziva zabrinutost u pogledu pravičnosti i pristrasnosti u alatima za odlučivanje zasnovanim na veštačkoj inteligenciji, naglašavajući važnost revizije AI revizora za procenu i rešavanje ovih pitanja.<sup>64</sup> Minkkinen i dr. (2022) raspravljaju o konceptu kontinuirane revizije AI kao sredstva za osiguranje odgovornosti i ublažavanje rizika povezanih sa AI sistemima.<sup>65</sup> Ove studije naglašavaju značaj revizije sistema veštačke inteligencije za održavanje standarda, rešavanje pristrasnosti i osiguranje odgovornosti u procesu revizije. Nekoliko vodećih svetskih

---

<sup>61</sup> Ukpong, E., Udoh, I., & Essien, I. (2019). Artificial intelligence: opportunities, issues and applications in banking, accounting, and auditing in nigeria. *Asian Journal of Economics Business and Accounting*, 1-6.

<https://doi.org/10.9734/ajeba/2019/v10i130099>

<sup>62</sup> Fedyk, A., Hodson, J., Khimich, N., & Fedyk, T. (2022). Is artificial intelligence improving the audit process?. *Review of Accounting Studies*, 27(3), 938-985.

<https://doi.org/10.1007/s11142-022-09697-x>

<sup>63</sup> Almufadda, G. and Almezeini, N. (2021). Artificial intelligence applications in the auditing profession: a literature review. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 19(2), 29-42. <https://doi.org/10.2308/jeta-2020-083>

<sup>64</sup> Landers, R. and Behrend, T. (2023). Auditing the ai auditors: a framework for evaluating fairness and bias in high stakes ai predictive models.. *American Psychologist*, 78(1), 36-49. <https://doi.org/10.1037/amp0000972>

<sup>65</sup> Minkkinen, M., Laine, J., & Mäntymäki, M. (2022). Continuous auditing of artificial intelligence: a conceptualization and assessment of tools and frameworks. *Digital Society*, 1(3). <https://doi.org/10.1007/s44206-022-00022-2>

konsultanata sprovelo je nekoliko studija o uticaju primene AI u procesu revizije. Rezultati istraživanja se mogu prikazati u tabeli ispod:

**Tabela 1. Uticaj implementacije AI u reviziju**

Oblastt	Uticaj
Efikasnost revizije	Smanjite vreme revizije za 40% [1] - Povećajte tačnost uzorkovanja Automatizujte ručne zadatke
Efektivnost revizije	Tačnija procena rizika - Poboljšan uvid revizije
Usvajanje AI u reviziji	70% internih revizora planira da koristi veštačku inteligenciju u naredne dve godine - Globalna ulaganja u AI rešenja za reviziju dostići će 1,2 milijarde dolara do 2023.

Izvor: Autor

Prikazana tabela u vezi sa uticajem primene veštačke inteligencije (AI) u reviziji pokazuje niz značajnih koristi koje se mogu steći korišćenjem ove tehnologije. Konkretno, efikasnost revizije se može povećati smanjenjem potrebnog vremena do 40%, povećanjem tačnosti uzorkovanja i automatizacijom ručnih zadataka u procesu revizije. Pored toga, efektivnost revizije se takođe može poboljšati boljim otkrivanjem prevara, preciznijim procenama rizika i povećanim uvidom revizije kroz dublju analizu podataka. Podaci takođe ilustruju trend usvajanja veštačke inteligencije u industriji revizije, gde postoje projekcije da će većina internih revizija koristiti veštačku inteligenciju, a većina internih revizora planira da je usvoji u naredne dve godine. Veliko globalno ulaganje u AI rešenja za reviziju, naglašava snažan interes kompanija da razviju i usvoje ovu tehnologiju u nastojanju da poboljšaju efikasnost i efektivnost svojih revizija. Integracija AI u reviziju obećava veliko poboljšanje kvaliteta i efikasnosti revizija. Međutim, od suštinskog je značaja da se odgovori na izazove kao što su pristrasnost, pravičnost i odgovornost kroz rigorozne revizorske prakse.



Prateći okvire za reviziju sistema veštačke inteligencije, organizacije mogu da iskoriste prednosti veštačke inteligencije dok istovremeno održavaju poverenje i integritet u procesu revizije. Detaljnim razumevanjem kako se veštačka inteligencija koristi u revizijama, važno je da se identifikuju strategije i tehnike koje se mogu primeniti za poboljšanje kvaliteta i učinka revizije. Jedan od glavnih ciljeva je da obezbedi bolje razumevanje načina na koji se AI tehnologija može optimizovati da podrži revizore u efikasnijem i efektivnijem obavljanju zadataka.

Sa sve složenijim poslovnim okruženjem i sve većim izazovima revizije, prisustvo veštačke inteligencije postaje ključno da pomogne revizorima da se snalaze i odgovore na ove promene. Pored toga, sa sve raširenijim usvajanjem AI tehnologije u različitim industrijskim sektorima, važno je da revizorska zajednica nastavi da razvija razumevanje i veštine u integraciji AI u svoje revizorske prakse.

Očekuje se da će kroz dubinsku analizu primene AI u reviziji biti omogućen vredan uvid u načine na koje se AI može koristiti za optimizaciju procesa revizije. Doprinosi uključuju identifikaciju efikasne tehnike veštačke inteligencije, diskusija o prednostima i izazovima u vezi sa primenom veštačke inteligencije u reviziji i praktičnim predlozima za revizore i organizacije da uspešno usvoje ovu tehnologiju.

## 4.2. Automatizacija u reviziji

Automatizacija sve više postaje značajan aspekt revizije, sa predviđanjima koja ukazuju na značajan uticaj na profesiju. PwC procenjuje da je 45% revizorskog posla na globalnom nivou automatizovano, što rezultira značajnim smanjenjem troškova.<sup>66</sup> Integracija tehnologija poput robotske automatizacije procesa (RPA) i veštačke inteligencije (AI) smatra se sredstvom za poboljšanje kvaliteta revizije, efikasnosti i obima.<sup>67</sup> Ove tehnologije nude mogućnosti za automatizaciju zadataka kao što su obrada podataka, aktivnosti interne revizije i unapređenje

---

<sup>66</sup> Dahabiyeh, L. (2023). Challenges of using rpa in auditing: a socio-technical systems approach. *Intelligent Systems in Accounting Finance & Management*, 30(2), 76-86. <https://doi.org/10.1002/isaf.1537>

<sup>67</sup> Rikhardsson, P., Thórisson, K., Bergthorsson, G., & Batt, C. (2022). Artificial intelligence and auditing in small- and medium-sized firms: expectations and applications. *Ai Magazine*, 43(3), 323-336. <https://doi.org/10.1002/aaai.12066>

processa revizije putem inteligentne automatizacije.<sup>68</sup> Štaviše, upotreba automatizacije u reviziji nije bez izazova. Iako automatizacija može poboljšati efikasnost, postoje ograničenja u automatizaciji procesa revizije specifičnih za industriju zbog visokih troškova prilagođavanja.<sup>69</sup> Pored toga, usvajanje automatizacije u reviziji može zahtevati od revizora da prihvate nove kompetencije i tokove rada kako bi efikasno koristili ove tehnologije automatizacije procesa.

Potencijalne prednosti automatizacije u reviziji uključuju poboljšani kvalitet revizije, povećanu efikasnost i mogućnost sprovođenja kontinuirane revizije.<sup>70</sup> Međutim, postoji potreba da se revizori prilagode ovim promenama kako bi zaštitili svoju profesiju. Upotreba tehnologija kao što je blockchain se takođe smatra načinom za dopunu tradicionalnih metoda revizije obezbeđivanjem decentralizovanih i automatizovanih procesa revizije.<sup>71</sup>

Integracija automatizacije u reviziju je rastući trend koji nudi značajne mogućnosti za unapređenje procesa revizije. Iako postoje izazovi koje treba prevazići, potencijalne prednosti u smislu efikasnosti, kvaliteta i obima čine automatizaciju suštinskom važnošću za revizore koji žele da ostanu konkurentni u okruženju koje se brzo razvija. Veštačka inteligencija (AI) je sve više integrisana u proces revizije, pokazujući obećavajuće rezultate u poboljšanju kriterijuma kvaliteta revizije. Studije ističu pozitivan uticaj AI na kvalitet revizije. Fedik et al. (2022) naglašavaju da ulaganje u veštačku inteligenciju može dovesti do poboljšanja kvaliteta revizije, smanjenja naknada i premeštanja ljudskih revizora tokom vremena.<sup>72</sup> Seethamraju & Hecimović (2022) dodatno podržavaju ovo sugerišući da usvajanje AI može poboljšati efikasnost revizije, automatizovati zadatke i omogućiti revizorima da donose bolje procene, što na kraju dovodi do boljeg kvaliteta revizije.<sup>73</sup> Hu et al. (2020) se upuštaju u faktore koji utiču na usvajanje tehnika revizije sa omogućenom veštačkom inteligencijom, naglašavajući potrebu da se razumeju

---

<sup>68</sup> Nonnenmacher, J., Kruse, F., Schumann, G., & Gómez, J. (2021). Using autoencoders for data-driven analysis in internal auditing.. <https://doi.org/10.24251/hicss.2021.697>

<sup>69</sup> Lins, S., Thiebes, S., Schneider, S., & Sunyaev, A. (2015). What is really going on at your cloud service provider? creating trustworthy certifications by continuous auditing.. <https://doi.org/10.1109/hicss.2015.629>

<sup>70</sup> Almeida, N. and Trigo, A. (2012). Open source workflow management systems for the internal audit process.. <https://doi.org/10.1145/2316936.2316938>

<sup>71</sup> Abdennadher, S., Grassa, R., Abdulla, H., & Alfalasi, A. (2021). The effects of blockchain technology on the accounting and assurance profession in the uae: an exploratory study. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 20(1), 53-71. <https://doi.org/10.1108/jfra-05-2020-0151>

<sup>72</sup> Fedyk, A., Hodson, J., Khimich, N., & Fedyk, T. (2022). Is artificial intelligence improving the audit process?. *Review of Accounting Studies*, 27(3), 938-985. <https://doi.org/10.1007/s11142-022-09697-x>

<sup>73</sup> Seethamraju, R. and Hecimovic, A. (2022). Adoption of artificial intelligence in auditing: an exploratory study. *Australian Journal of Management*, 48(4), 780-800. <https://doi.org/10.1177/0312896221108440>

dimenzije i kriterijumi koji su uključeni u poboljšanje kvaliteta revizije i sprečavanje neuspeha.<sup>74</sup>

Ovo naglašava važnost sveobuhvatnog pristupa integraciji AI u revizorske prakse kako bi se osigurala njena efikasnost. Štaviše, studije poput Albavvat & Frijat (2021) i Dagunduro et al. (2023) osvetlili su percepciju revizora o AI i primeni tehnika AI u poboljšanju kvaliteta revizije. Albavvat i Frijat istražuju kako različiti tipovi AI sistema (Assisted, Augmented, Autonomous) mogu doprineti kvalitetu revizije,<sup>75</sup> dok Dagunduro et al. preporučuju kontinuiranu obuku za revizorsko osoblje kako bi iskoristili tehnike veštačke inteligencije za poboljšanje kvaliteta revizije.<sup>76</sup> U zaključku, istraživanje ukazuje da AI ima potencijal da značajno poboljša kriterijume kvaliteta revizije poboljšanjem efikasnosti, automatizacijom zadataka, omogućavanjem boljeg prosuđivanja i pružanjem sveobuhvatnijeg pristupa revizorskim praksama. Razumevanjem faktora koji utiču na usvajanje veštačke inteligencije u reviziji i rešavanjem percepcije revizora o veštačkoj inteligenciji, organizacije mogu da iskoriste prednosti veštačke inteligencije da podignu standarde kvaliteta revizije.

### 4.3. Ključni faktori za usvajanje tehnika revizije

Da bi se identifikovali ključni faktori za usvajanje tehnika revizije sa omogućenom veštačkom inteligencijom, nekoliko studija pruža vredne uvide. Seethamraju & Hecimovic (2022) naglašavaju važnost razmatranja algoritamske pristrasnosti i kontekstualnih faktora kao što su zadaci revizije, organizacioni i aspekti životne sredine u usvajanju alata sa AI.<sup>77</sup> Pored toga, Hu et al. (2020) ističu složenost donošenja odluka u usvajanju tehnika revizije sa AI-om, naglašavajući značaj prethodne obrade podataka za olakšavanje procesa donošenja odluka.<sup>78</sup>

---

<sup>74</sup> Hu, K., Chen, F., Hsu, M., & Tzeng, G. (2020). Identifying key factors for adopting artificial intelligence-enabled auditing techniques by joint utilization of fuzzy-rough set theory and mrdm technique. *Technological and Economic Development of Economy*, 27(2), 459-492. <https://doi.org/10.3846/tede.2020.13181>

<sup>75</sup> Albawwat, I. and Frijat, Y. (2021). An analysis of auditors' perceptions towards artificial intelligence and its contribution to audit quality. *Accounting*, 755-762. <https://doi.org/10.5267/j.ac.2021.2.009>

<sup>76</sup> DAGUNDURO, M., Falana, G., Adewara, Y., & Busayo, T. (2023). Application of artificial intelligence and audit quality in nigeria. *Advances in Multidisciplinary & Scientific Research Journal Publication*, 11(1), 39-56. <https://doi.org/10.22624/aims/humanities/v11n1p4>

<sup>77</sup> Seethamraju, R. and Hecimovic, A. (2022). Adoption of artificial intelligence in auditing: an exploratory study. *Australian Journal of Management*, 48(4), 780-800. <https://doi.org/10.1177/03128962221108440>

<sup>78</sup> Hu, K., Chen, F., Hsu, M., & Tzeng, G. (2020). Identifying key factors for adopting artificial intelligence-enabled auditing techniques by joint utilization of fuzzy-rough set theory and mrdm technique. *Technological and Economic*

Dora i dr. (2021) identifikuju kritične faktore uspeha za usvajanje veštačke inteligencije u lancima snabdevanja hranom, uključujući tehnološku spremnost, bezbednost, privatnost, zadovoljstvo kupaca i usklađenost sa propisima, što bi takođe moglo biti relevantno u kontekstu revizije.<sup>79</sup> et al. (2022) raspravljaju o suštinskom aspektu poverenja korisnika u sisteme sa AI, koji je ključan za podsticanje usvajanja, ukazujući da je razumevanje definicija poverenja korisnika i faktora uticaja od vitalnog značaja.<sup>80</sup>

U kontekstu usvajanja veštačke inteligencije u reviziji, faktori kao što su tehnološka spremnost, bezbednost, privatnost, zadovoljstvo kupaca, usklađenost sa propisima i poverenje korisnika igraju ključnu ulogu. Donosioci odluka treba da se pozabave algoritamskim pristrasnošću, organizacionim faktorima i faktorima okruženja, i obezbede prethodnu obradu podataka kako bi poboljšali procese donošenja odluka kada usvajaju tehnike revizije sa omogućenom veštačkom inteligencijom. Razumevanje definicija poverenja korisnika i faktora koji utiču na poverenje takođe je od suštinskog značaja za uspešno usvajanje.

Integracija tehnologija veštačke inteligencije (AI) u oblasti revizije bila je tema sve većeg interesovanja i diskusije. Nekoliko studija je istaklo potencijalni uticaj AI na revizijske dokaze i proces revizije. Kend & Nguien (2020) naglašavaju pozitivan uticaj Analitike velikih podataka (BDA), robotike i AI na reviziju, što ukazuje na pomak ka efikasnijim i efektivnijim revizorskim praksama.<sup>81</sup> Slično, Issa et al. (2016) ističu da je veštačka inteligencija disruptivna tehnologija za koju se očekuje da će revolucionisati procedure revizije.<sup>82</sup> Salijeni i dr. (2018) proučavaju implikacije BDA na odnos između revizora i klijenata, izvršenje revizorskih angažmana i izazove u vezi sa uključivanjem BDA u revizije.<sup>83</sup> Fedik et al. (2022) priznaju rastuće interesovanje za AI aplikacije u reviziji, ali ističu nedostatak empirijskih dokaza o efektima

---

Development of Economy, 27(2), 459-492. <https://doi.org/10.3846/tede.2020.13181>

<sup>79</sup> Dora, M., Kumar, A., Mangla, S., Pant, A., & Kamal, M. (2021). Critical success factors influencing artificial intelligence adoption in food supply chains. *International Journal of Production Research*, 60(14), 4621-4640. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1959665>

<sup>80</sup> Bach, T., Khan, A., Hallock, H., Beltrão, G., & Sousa, S. (2022). A systematic literature review of user trust in ai-enabled systems: an hci perspective. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(5), 1251-1266. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2138826>

<sup>81</sup> Kend, M. and Nguyen, L. (2020). Big data analytics and other emerging technologies: the impact on the australian audit and assurance profession. *Australian Accounting Review*, 30(4), 269-282. <https://doi.org/10.1111/auar.12305>

<sup>82</sup> Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. (2016). Research ideas for artificial intelligence in auditing: the formalization of audit and workforce supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), 1-20. <https://doi.org/10.2308/jeta-10511>

<sup>83</sup> Salijeni, G., Samsonova-Taddei, A., & Turley, W. (2018). Big data and changes in audit technology: contemplating a research agenda. *Accounting and Business Research*, 49(1), 95-119. <https://doi.org/10.1080/00014788.2018.1459458>

usvajanja AI u revizijama.<sup>84</sup> Khan et al. (2021) naglašavaju neophodnost AI tehnologija kao što je obrada prirodnog jezika (NLP) u tumačenju tekstualnih i nestrukturiranih revizorskih dokaza za povećanje efikasnosti. Štaviše, Zhang et al. (2020) raspravljaju o širokoj primeni AI tehnologija u reviziji, uključujući oblasti kao što su finansijski problemi, otkrivanje prevara, predviđanje tržišta akcija i procesi revizije.<sup>85</sup> Seethamraju & Hecimovic (2022) prepoznaju potencijalne prednosti veštačke inteligencije u reviziji, ali primećuju da ključne odgovornosti revizora, kao što su razumevanje poslovanja klijenata, prikupljanje dokaza i izražavanje profesionalnog skepticizma, još uvek nisu zamenljive AI tehnologijama.<sup>86</sup> U zaključku, dok tehnologije veštačke inteligencije nude značajan potencijal za unapređenje procesa revizije kroz povećanje efikasnosti, poboljšanu analizu podataka i efikasniju procenu rizika, još uvek postoje izazovi za rešavanje, kao što su potreba za empirijskim dokazima o uticaju veštačke inteligencije i stalna važnost ljudsko rasuđivanje i stručnost u praksi revizije. E. Percepcije revizora o AI i njenom doprinosu kvalitetu revizije Percepcije revizora o veštačkoj inteligenciji i njenom doprinosu kvalitetu revizije bili su predmet interesovanja akademskih istraživanja. Nekoliko studija je istraživalo ovu temu iz različitih uglova. Tepalagul & Ling (2014) raspravljaju o efektima pretnji na stvarni i uočeni kvalitet revizija i finansijskih izveštaja, bacajući svetlo na podsticaje, percepcije i ponašanja revizora i klijenata.<sup>87</sup> Ističu optimizam u revizorskoj profesiji u pogledu poboljšanja kvaliteta revizije kroz implementaciju AI, istovremeno ukazujući na nedostatak istraživanja o tome kako će revizori komunicirati sa sistemima veštačke inteligencije i kako bi AI mogla uticati na njihovu procenu dokaza. Štaviše, sugerišu da usvajanje AI u reviziji može dovesti do efikasnijih i efektivnijih procesa revizije, omogućavajući revizorima da donesu bolje prosudbe i na kraju omogućavajući reviziju boljeg kvaliteta. Fedik et al. (2022) predstavljaju rezultate koji ukazuju na to da revizorske firme mogu da iskoriste AI da poboljšaju procese, poboljšaju kvalitet revizije i rade efikasnije sa manje zaposlenih i nižim naknadama za reviziju.<sup>88</sup> Pored toga, Rodrigues et al. (2023) raspravljaju o tome kako AI aplikacije u reviziji

---

<sup>84</sup> Fedyk, A., Hodson, J., Khimich, N., & Fedyk, T. (2022). Is artificial intelligence improving the audit process?. *Review of Accounting Studies*, 27(3), 938-985. <https://doi.org/10.1007/s11142-022-09697-x>

<sup>85</sup> Zhang, Y., Xiong, F., Xie, Y., Xuan, F., & Gu, H. (2020). The impact of artificial intelligence and blockchain on the accounting profession. *Ieee Access*, 8, 110461-110477. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3000505>

<sup>86</sup> Seethamraju, R. and Hecimovic, A. (2022). Adoption of artificial intelligence in auditing: an exploratory study. *Australian Journal of Management*, 48(4), 780-800. <https://doi.org/10.1177/03128962221108440>

<sup>87</sup> Tepalagul, N. and Ling, L. (2014). Auditor independence and audit quality. *Journal of Accounting Auditing & Finance*, 30(1), 101-121. <https://doi.org/10.1177/0148558x14544505>

<sup>88</sup> Fedyk, A., Hodson, J., Khimich, N., & Fedyk, T. (2022). Is artificial intelligence improving the audit process?.

moгу dovesti do značajnih promena u profesiji, omogućavajući revizorima da bolje upravljaju vremenom, fokusiraju se na oblasti visokog rizika i poboljšaju sveukupno efikasnost.<sup>89</sup> Ove studije zajedno sugerišu pozitivan pogled na uticaj AI na kvalitet i efikasnost revizije.

Pregledana literatura ukazuje da revizori generalno percipiraju AI kao alat koji može poboljšati kvalitet revizije poboljšanjem efikasnosti, omogućavanjem boljeg prosuđivanja i fokusiranjem na oblasti visokog rizika. Iako postoji optimizam u revizorskoj profesiji u vezi sa prednostima AI, postoji i prepoznavanje potrebe za daljim istraživanjem o tome kako će revizori komunicirati sa sistemima veštačke inteligencije i kako će AI uticati na procese revizije i evaluaciju dokaza.

#### **4.4. AI u internoj reviziji i proceni rizika**

Veštačka inteligencija (AI) se sve više integriše u funkcije interne revizije kako bi se poboljšala efikasnost i efektivnost. AI može da obezbedi strateški nadzor, smanji ručne procese i ponudi usluge revizije sa dodatom vrednošću. Interne revizije igraju ključnu ulogu u proceni AI algoritama za efikasno upravljanje rizikom modela, povezujući revizije AI algoritama sa terminologijom interne revizije. Štaviše, interne revizije mogu da obezbede usklađenost sa deklarisanim principima veštačke inteligencije pre primene modela, pomažući da se zatvori jaz u odgovornosti AI. Uvođenje AI i mašinskog učenja (ML) u reviziju je još uvek u ranoj fazi, što predstavlja mogućnosti za interne revizore da unaprede procedure revizije i profesionalni skepticizam.<sup>90</sup>

Kontinuirana revizija AI sistema je posebno relevantna za funkcije interne revizije,

---

Review of Accounting Studies, 27(3), 938-985. <https://doi.org/10.1007/s11142-022-09697-x>

<sup>89</sup> Rodrigues, L., Pereira, J., Silva, A., & Ribeiro, H. (2023). The impact of artificial intelligence on audit profession. *Journal of Information Systems Engineering & Management*, 8(1), 19002. <https://doi.org/10.55267/iadt.07.12743>

<sup>90</sup> Puthukulam, G., Ravikumar, A., Sharma, R., & Meesaala, K. (2021). Auditors' perception on the impact of artificial intelligence on professional skepticism and judgment in oman. *Universal Journal of Accounting and Finance*, 9(5), 1184-1190. <https://doi.org/10.13189/ujaf.2021.090527>

nudeći alate i okvire za efikasnu procenu AI sistema. Interne revizije, koje sprovode namenski timovi unutar organizacija, mogu da donesu odluke o razvoju AI tehnologije, posebno kada su rizici veći od koristi. AI revizije, interne i eksterne, ključne su za procenu logike dizajna, izgradnju etičkih sistema i izbegavanje potencijalnih negativnih društvenih uticaja sistema AI. Revizija je sastavni deo procene rizika, obezbeđujući da interne kontrole efikasno funkcionišu kako bi se poslovni rizici smanjili na prihvatljive nivoe. Pored toga, različiti subjekti su razvili okvire za procenu rizika od veštačke inteligencije kako bi usmeravali organizacije u proceni rizika u vezi sa veštačkom inteligencijom. Integracija AI u funkcije interne revizije zahteva robusne procese revizije kako bi se osigurala odgovornost, transparentnost i etički razvoj i primena AI. Interne revizije, podržane alatima i okvirima za veštačku inteligenciju, igraju vitalnu ulogu u upravljanju rizicima u vezi sa veštačkom inteligencijom i poboljšanju kvaliteta revizije u organizacijama.

## GLAVA PETA: REVIZIRANJE SA AI: TEORIJSKI OKVIR ZA PRIMENU MAŠINSKOG UČENJA KROZ ŽIVOTNI CIKLUS INTERNE REVIZIJE

### 5.1. Uloga interne revizije

Uloga interne revizije kao „treće linije“ u trolinijskom modelu organizacije je dobro ukorenjena u većini organizacija danas i nedavno je ojačana od strane Instituta internih revizora (IIA) u ublikaciji iz 2020. Međutim, kada ga je IIA prvobitno uvela 2013, svet poslovanja možda nije bio toliko značajno pod uticajem disruptivne tehnologije i veštačke inteligencije kao danas.<sup>91</sup>

Tehnologija je uvela složenost u više organizacionih slojeva, a to je navelo organizacije da suštinski preispitaju način na koji posluju i pokažu usklađenost. Ovaj princip se bez sumnje proširuje i na IAF-ove i stoga ne treba da čudi da su očekivanja od IAF-a značajno porasla. Konkretno, uloga IAF-a je ili direktna ili tangencijalna za procenu, poboljšanje ili razvoj okvira kontrole organizacije kao odgovor na rizike koji se razvijaju, i stoga je organizaciono značajna.<sup>92</sup>

Ovaj pristup reviziji zasnovan na riziku možda ostaje jedini dosledan, vidljiv atribut u strukturi IAF-a - princip koji je prihvaćen u akademskim krugovima kao i u praksi. Zaista, upotreba pristupa zasnovanog na riziku za internu reviziju je bila predmet istraživanja u poslednjoj deceniji. Ovo su dobro rezimirali Coetzee i Lubbe (2013), koji ističu vrednost koja proizilazi iz pristupa revizije zasnovanog na riziku kao efektivnijeg i efikasnijeg izvođenja revizorskih angažmana. Važno je da oni takođe ističu upotrebu pristupa interne revizije zasnovanog na riziku kako bi se „osiguralo da se oskudni resursi interne revizije optimalno koriste“.<sup>93</sup> Kako su ustanovili Betti i Sarens (2021), povećana digitalizacija poslovnog okruženja znači da se od internih revizora sve više očekuje da upijaju „digitalne veštine“, uzimajući u obzir

---

<sup>91</sup> Taft, J. P., Webster, M. S., Bisanz, M., & Tsai, J. (2020). *The blurred lines of organizational risk management*. <https://www.mayerbrown.com/en/perspectives-events/publications/2020/07/the-blurred-lines-of-organizational-risk-management>

<sup>92</sup> Roussy, M., Barbe, O., & Raimbault, S. (2020). Internal audit: From effectiveness to organizational significance. *Managerial Auditing Journal*, 35(2), 322–342.

<sup>93</sup> Coetzee, P., & Lubbe, D. (2014). Improving the efficiency and effectiveness of risk-based internal audit engagements. *International Journal of Auditing*, 18(2), 115-125.



sve veći značaj rizika informacionih tehnologija (IT), kao što je sajber - bezbednosne pretnje, i demonstrirati veću agilnost sa planiranjem revizije.<sup>94</sup> Čitajući princip da je IAF fokusiran na rizik, logično je da inovacije unutar IAF-a treba da osiguraju kontinuirani fokus na rizik, omogućavajući agilne revizijske odgovore, od pravovremene identifikacije visokorizičnih organizacionih jedinica do sveobuhvatne pokrivenosti testom sigurnosti., da bi se na kraju pokrenulo pravovremeno otkrivanje grešaka u kontroli i mogućnosti poboljšanja.

Ovi ciljevi su donekle potpomognuti progresivnom i brzo rastućom primenom novih tehnologija, kao što je analitika podataka, ali skalabilnost takvog napretka zavisi od brzog usavršavanja IAF-a u industriji i firmama za profesionalne usluge. Ovu poziciju dodatno potkrepljuju Leman i Tor (2020), koji prozivaju mašinsko učenje i naprednu analitiku kao ključne komponente inovacije u profesiji interne revizije koja gleda u budućnost. „Revizor budućnosti“ bi stoga trebalo da pokaže snažne inovacijske sposobnosti, da izazove istorijske stavove i na kraju, ispuni mandat IAF-a za organizaciju. Stoga je ključno razumeti „šta“ i „kako“ u kontekstu inovacija za IAF.

Pojavljuje se nekoliko očiglednih pitanja:

- Kako izgleda inovacija za IAF?
- Šta je urađeno u prošlosti i koje su lekcije naučene?
- Da li postoje tematski principi koji se mogu koristiti za podsticanje doslednog usvajanja inovativnih tehnika, kao što su mašinsko učenje ili napredna analitika podataka, tokom celog životnog ciklusa interne revizije?
- Kako IAF mogu meriti napredak i dodatu vrednost.<sup>95</sup>

## 5.2. Procena rizika i planiranje revizije

Postoji ograničena akademska literatura u oblasti procene rizika interne revizije i/ili planiranja revizije. Analiza podataka iz 75 privatnih i državnih preduzeća ukazuje na to da je stvarna upotreba analitike podataka u oblastima procene rizika, otkrivanja prevara i suštinskog

---

<sup>94</sup> Betti, N., & Sarens, G. (2021). Understanding the internal audit function in a digitalised business environment. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 17(2), 197–216. <https://doi.org/10.1108/JAOC-11-2019-0114>

<sup>95</sup> Lehmann, D., & Thor, M. (2020). The next generation of internal audit: Harnessing value from innovation and transformation. *The CPA Journal*.

testiranja još uvek niska, uprkos postojećim istraživanjima koja pokazuju mogućnosti kako bi se analitika mogla primeniti da podrži neke od ovih ciljeva, kao što je predviđanje. Detaljan istraživački rad profilise postojeću akademsku literaturu nakon Enron sage o računovodstvenim prevarama i dodatno kontekstualizuje ovu poziciju. Jedan od najrelevantnijih primera u prethodnoj literaturi koja ispituje uticaj napredne analitike u oblasti procene rizika interne revizije je istraživanje koje je posebno ispitalo upotrebu kontinuirane revizije (CA) kao revizorske metodologije za podršku procene rizika, i istraživanje koje su sproveli Kahiaoglu i Aksoi (2021), koji su raspravljali o izazovima i mogućnostima koje donosi AI u oblasti procene rizika interne revizije.<sup>96</sup>

Eulerich et al. (2020) studija je uključila analizu odgovora 264 izvršnih direktora revizije i zaključila da CA igra sve veću ulogu u planiranju revizije zasnovanom na riziku, da postoji konsenzus u zajednici praktičara revizije o sve većem značaju analize podataka i poboljšanje procene rizika je jedna od glavnih prednosti usvajanja forenzičkih tehnika analize podataka, kao što je CA.<sup>97</sup> Međutim, ova konkretna studija ne nudi uvid u to kako bi se takvo poboljšanje moglo postići. Nasuprot tome, Kahiaoglu i Aksoi (2021) jasno postavljaju ulogu AI u pokretanju agilnosti u otkrivanju rizika koji proizilaze iz povećane složenosti poslovanja.<sup>98</sup> Munevar i Patatoukas (2020) pokazuju da postoji nedostatak konsenzusa ili adekvatnog istraživanja o tome kako bi se takva tehnologija realno primenila u svrhe revizije.<sup>99</sup> Kao takva, preovlađujuća literatura ukazuje na preferenciju za korišćenje klasičnih sposobnosti veštačke inteligencije na osnovu prethodnog eksperimentisanja sa upotrebom analitike podataka za planiranje revizije i procenu rizika.

---

<sup>96</sup> Kahyaoglu, S. B., & Aksoy, T. (2021). Artificial intelligence in internal audit and risk assessment. In *Financial ecosystem and strategy in the digital era*. Contributions to Finance and Accounting. Springer.

<sup>97</sup> Eulerich, M., Georgi, C., & Schmidt, A. (2020). Continuous auditing and risk-based audit planning. 4, 7, 10–12. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3330570>

<sup>98</sup> Kahyaoglu, S. B., & Aksoy, T. (2021). Artificial intelligence in internal audit and risk assessment. In *Financial ecosystem and strategy in the digital era*. Contributions to Finance and Accounting. Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-72624-9\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-72624-9_8)

<sup>99</sup> Munevar, K., & Patatoukas, P. N. (2020). The blockchain evolution and revolution of accounting. *Information for Efficient Decision Making: Big Data, Blockchain and Relevance*, 1, 5, 19. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3681654>

### 5.3. Revizija na terenu

Upotreba analitike podataka za terenski rad revizije nudi širok spektar mogućnosti, s obzirom da priroda terenskog rada revizije prirodno varira od jednog revizorskog angažmana do drugog. Međutim, „profesionalni skepticizam“ je konzistentna karakteristika koju revizori moraju da pokažu tokom životnog ciklusa interne revizije, a posebno kao deo terenskog rada revizije. Barr-Pulliam et al. (2020) sproveli su empirijsko istraživanje kako bi proučili uticaj analize podataka na to kako revizori primenjuju profesionalni skepticizam na revizorske angažmane. Ova analiza je izvršila eksperiment kako bi posmatrala kako revizori procenjuju vizuelizacije iz alata za analizu podataka koji je analizirao finansijske i nefinansijske mere (NFM) za hipotetički revizorski angažman. Studija je pokazala da je povećanje stope lažnih pozitivnih rezultata iz analitike podataka imalo negativnu korelaciju sa revizorovim nivoom profesionalnog skepticizma, na osnovu toga što je revizorima bilo „udobnije“ da odbacuju sve crvene zastavice koje je istakla analitika podataka.<sup>100</sup>

Ovo je takođe u skladu sa Nelsonovim istraživanjem (2009), koji je predložio model koji opisuje „kako se revizijski dokazi kombinuju sa znanjem revizora, osobinama i podsticajima da se proizvedu radnje koje odražavaju relativno više ili manje profesionalni skepticizam“. Nelsonov model (2009) pokazuje da već postojeće znanje, osobine i podsticaji rade zajedno kako bi uticali na profesionalni skepticizam, i ekstrapolacijom, revizorskim prosuđivanjem i zaključcima. Indirektno, ovi eksperimenti ističu značajan uticaj i percepciju analize podataka na efektivnost terenskog rada revizije.<sup>101</sup>

Dodatno istraživanje koje su sproveli Butke` i Dagiliene` (2022), na izboru preduzeća u poljoprivredi, maloprodaji i proizvodnih sektora, gde je primenjen pristup reviziji zasnovan na riziku, pokazao je da je korišćenje napredne analitike podataka dalo mnogo veću produktivnost i kompletnost testiranja. Ovaj nalaz je bio konzistentan u svim analitičkim tehnikama primenjenim kao deo istraživanja, koje je uključivalo klasifikaciju, grupisanje, regresiju, pravila asocijacije,

---

<sup>100</sup> Barr-Pulliam, D., Brazel, J. F., McCallen, J., & Walker, K. (2020). Data analytics and skeptical actions: The countervailing effects of false positives and consistent rewards for skepticism. 4–6. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3537180>

<sup>101</sup> Nelson, M. W. (2009). A model and literature review of professional skepticism in auditing. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 28(2m), 1–34. <https://doi.org/10.2308/aud.2009.28.2.1>

analizu teksta i vizuelizaciju. Pored toga, ova studija je otkrila da su rezultati koje je dala većina alata za analizu podataka koji primenjuju gore navedene tehnike lako interpretirati, bez potrebe za dodatnim veštinama ili stručnošću. Ovo istraživanje služi kao snažno zagovaranje dosledne upotrebe analitičkih sposobnosti za terenski rad revizije za potpuno testiranje populacije.<sup>102</sup>

Huang et al. (2022) tvrde da revizijsko uzorkovanje počinje da gubi na važnosti u eri velikih podataka i nude kvalitativni okvir za primenu analitike revizorskih podataka na potpuno testiranje populacije na reviziji. Ova literatura služi kao snažan zagovornik pozitivnog kvalitativnog uticaja analize podataka na izvršenje pojedinačnih zadataka interne revizije i podržana je višestrukim, dopunskim studijama. Pored toga, pozicionira inovacije u oblasti interne revizije kao neophodnost, a ne kao „lepo je imati“ atribut u profesiji, koji bi mogao poslužiti kao preko potreban katalizator za usvajanje, uključujući obuku i podizanje svesti.<sup>103</sup>

#### 5.4. Mašinsko učenje

U svom podnesku Međunarodnom časopisu računovodstvenih informacionih sistema, Bařbler i Eulerich (2023) nude redak empirijski uvid u to kako je primena tehnika mašinskog učenja na klasičnom testu pravovremenosti plaćanja interne revizije omogućila revizorima u timu da „pruži sigurnost, smanji rizik i spreči neželjene ishode“.

Studija je pokazala da bi korišćenje tehnika mašinskog učenja (u ovom slučaju, nadgledano mašinsko učenje korišćenjem klasifikacije) moglo da omogući predviđanje neuspeha kontrole u procesu plaćanja pre formalnog završetka revizije, uz zadržavanje objektivnosti i nezavisnosti revizija.

Empirijska studija je razmatrala uticaj i korisnost:

- Predviđanje kvarova u kontroli preblizu krajnjem roku revizije (koje je pokazalo najveću tačnost; međutim, sa ograničenom dodatnom vrednošću, s obzirom na nesposobnost menadžerskih timova prve i druge linije da na vreme spreče neuspeh kontrole).

- Prerano predviđanje kvarova u kontroli, što bi moglo dovesti do potencijalne konfuzije

---

<sup>102</sup> Butke, K., & Dagiliene, L. (2022). The Interplay between traditional and big data analytic tools in financial audit procedures. *SSRN Electronic Journal*, 5, 17–19.

<sup>103</sup> Huang, F., No, W. G., Vasarhelyi, M., & Yan, Z. (2022). Audit data analytics, machine learning, and full population testing. 6–8.

uloga i odgovornosti između funkcije interne revizije i prve i druge linije odbrane.

- Identifikovanje „optimalne granice“ – u ovom eksperimentu, definisano kao sedam radnih dana pre roka revizije.

Ova Bählerova studija je identifikovala ovaj prag kao optimalnu tačku koja omogućava najviši nivo dodane vrednosti od napredne analitike, uz zadržavanje objektivnosti i nezavisnosti revizora. Korišćenje unapređenja putem ML i analitike podataka takođe se vidi u javnom sektoru. Usklađeni naponi vladinog regulatora, predstavljaju primer kada je reč o upotrebi analitike za punu populaciju.<sup>104</sup>

Istraživanje Housera i Sandersa (2018) pokazuje da je Poreska uprava investirala u prediktivnu i deskriptivnu analitiku kako bi podržala preliminarni pregled poreskih prijava, sa ciljem da se otkrije potencijalno neusaglašeno ponašanje i profil poreskih obveznika za potencijalne revizije, gde je potrebno. Značajno ulaganje Poreske uprave u namenski analitički program, odnosno automatizovanu zamenu za povrate, sa samo 65 zaposlenih sa punim radnim vremenom, završilo je oko 400.000 slučajeva što je rezultiralo dodatnim procenama od 542,8 miliona dolara, samo u fiskalnoj 2016. godini. Ova dodatna vrednost košta 35 centi. za svakih prikupljenih 100 dolara.

Gore navedeni primeri pokazuju naglašenu upotrebu analitike podataka i/ili ML mogućnosti za pojedinačne terenske studije slučaja. Postoje dodatni primeri u literaturi, gde su istraživanja pokazala sposobnost analize podataka da otkrije povećanje efikasnosti za IAF. Kao deo svog istraživanja anketirano je 268 revizora kako bi se procenio kvalitativni uticaj i efektivnost tehnika revizije zasnovanih na tehnologiji (TBAT), uključujući analitiku podataka, i otkrio da je upotreba TBAT pozitivno povezana sa efektivnošću revizorskog rada na terenu i u skladu sa revizorskim i Percepcije glavnog revizora (CAE) o TBAT-ovima.<sup>105</sup>

Eulerich et al. (2022) analiza je takođe pokazala da upotreba TBAT-ova pozitivno utiče na efikasnost revizije i izračunala je da je jedno povećanje standardne devijacije u upotrebi TBAT-a povezano sa smanjenjem broja dana potrebnih za završetak revizije od 13,5%. Stoga

---

<sup>104</sup> Bähler, T., & Eulerich, M. (2023). Predictive process monitoring for internal audit: Forecasting payment punctuality from the perspective of the three lines model. 6–7, 14–19. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4080238>

<sup>105</sup> Houser, K., & Sanders, D. (2018). The use of big data analytics by the IRS: What tax practitioners need to know. *Journal of Taxation*, 128(2), 4–5. <https://ssrn.com/abstract=3120741>.

dolazimo do tri privremena zaključka za ovaj segment:

1. Nedostatak objašnjenja mogao bi potencijalno da ometa usvajanje naprednih analitičkih sposobnosti, kao što je veštačka inteligencija, za korišćenje terenskog rada revizije.

2. Sponzorstvo od strane viših zainteresovanih strana, uključujući regulatore, najvažnije je za skalabilno usvajanje.

3. Preovlađujuća literatura pokazuje preferenciju za povećanje efikasnosti i potpuno testiranje populacije, kao poželjne rezultate ili ishode usvajanja analitike podataka u okviru terenskog rada revizije.<sup>106</sup>

Izveštavanje o reviziji Cardinaels et al. (2021) otkriva da su revizori bili pod manjim pritiskom u donošenju svojih konačnih zaključaka kada je njihov rad na testiranju bio podržan analitikom podataka, i da upotreba analitike poboljšava ukupni kvalitet interne revizije internih revizora kao što je pretpostavljeno.<sup>107</sup>

Sličan zaključak su identifikovali Gao et al. (2020) u svom istraživanju koje istražuje uticaj analize podataka na kvalitet revizije.<sup>108</sup> Možda najbolji empirijski dokaz u prethodnoj literaturi za primenu napredne analitike podataka u revizorskom izveštaju dolazi od podataka koji pokazuju da bi kombinovana primena statističkih tehnika i mogućnosti pranja novca mogla da se koristi za razvoj prediktivnih modela za generisanje predviđanja mišljenja interne revizije, sa visokom tačnošću i, što je najvažnije, mogućnošću tumačenja. Empirijska analiza u kojoj je prikupljen skup podataka od 13.561 para revizorskih izveštaja, je stratifikovana po revizorskim izveštajima u kojima su bile dostupne prethodne informacije o klijentima i slučajevima u kojima su takve informacije nedostajale, podržavajući skalabilno usvajanje pristupa modeliranju u svim organizacijama. U svim slučajevima, vidimo da je naglasak na korišćenju ovih mogućnosti za generisanje povećanja efikasnosti za IAF, tj. smanjenje ručnih napora revizora, na primer da naprave konačnu verziju revizorskih izveštaja pre izdavanja.

---

<sup>106</sup> Eulerich, M., Pawlowski, J., Waddoups, N., & Wood, D. A. (2021). A framework for using robotic process automation for audit tasks. *Contemporary Accounting Research*. <https://ssrn.com/abstract=3904734>

<sup>107</sup> Cardinaels, E., Eulerich, M., & Salimi Sofla, A. (2021). Data analytics, pressure, and self-determination: Experimental evidence from internal auditors. *SSRN Electronic Journal*. 3-7, 22–24. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3895796>

<sup>108</sup> Gao, R., Huang, S., & Wang, R. (2020). *Data analytics and audit quality* (Research Paper No. 2022-151). Singapore Management University School of Accountancy. 2-3,14–15. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3928355>

Ukratko, prethodna akademska literatura i praktična istraživanja nude obilje obećavajućih primera u kojima se pokazalo da primena ML i analitike podataka ima uticaja tokom životnog ciklusa interne revizije. Međutim, istraživanja takođe pokazuju da je prihvatanje inovacija ograničeno a) svešću i b) nedostatkom mogućnosti obuke izvan „velike četiri računovodstvene firme“. T. Cao et al. (2021) navode da je glavni izvor nevoljnosti revizora da razmotre hrabrije i inovativnije pristupe korišćenju napredne analitike za podršku izvršenju revizije zabrinutost da regulatorni organi tek treba da prihvate efikasnost rezultata analize podataka. na životnom ciklusu revizije.<sup>109</sup>

Prethodna literatura je prepoznala važnu ulogu koju igraju regulatori u usvajanju naprednih analitičkih tehnika i novih tehnologija, kao i razloge za neusvajanje naprednih mogućnosti analize podataka od strane revizora. Istraživanja su takođe istraživala kako se regulativa može ugraditi u složene poslovne procese i tehnologije u nastajanju, kao što su decentralizovane finansije. Uprkos povećanim ulaganjima u tehnologije [analitike] podataka, revizori nastavljaju da se značajno oslanjaju na tehnike uzorkovanja revizije, i navodeći „strah od inspekcijskih nalaza i nedostatak jasnoće regulatora/firmi o testiranju pune populacije, prekogranična upotreba podataka i pitanja nezavisnosti” koji su ključni pokretači ovog pristupa.<sup>110</sup>

Pored toga, istraživanje Kippa et al. (2020) otkriva da, dok napredna analitika podataka može da dovede do identifikacije velike populacije izuzetaka (verovatno kao rezultat potpunog testiranja populacije), rizik od odgovornosti revizora od neotkrivenih pogrešnih iskaza se smanjuje samo primenom revizora. Kipp et al. Daju nalaze koji služe kao primer da se istakne oprez koji obično primenjuju revizorske funkcije samo da bi se ublažila odgovornost, koja bi verovatno mogla da nastane usled regulatorne intervencije ili inspekcija. Zajedno, sa sigurnošću se može zaključiti da, iako prethodna literatura potkrepljuje pozitivnu poruku da postoji ogroman potencijal od upotrebe inovacija interne revizije tokom čitavog životnog ciklusa revizije, ovo je opterećeno izazovima koji zahtevaju promišljen pristup koji bi omogućio usvajanje od strane IAF-a. širom industrijskih sektora i geografskih područja.<sup>111</sup> (

---

<sup>109</sup> Cao, S. S., Cong, L., & Yang, B. (2019). Financial reporting and blockchains: Audit pricing, misstatements, and regulation.

<sup>110</sup> Wellmeyer, P. (2022). *In the era of audit data analytics, what's happened to audit sampling?* <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3690569>

<sup>111</sup> Kipp, P., Olvera, R., Robertson, J. C., & Vinson, J. (2020). Examining Algorithm Aversion in

## 5.5. Objektivni kriterijumi za objašnjivo mašinsko učenje

Oblast objašnjive veštačke inteligencije (KSAI) bavi se zadatkom objašnjavanja modela mašinskog učenja, što privlači sve veću pažnju kako raste složenost modernih modela mašinskog učenja. Potreba da se objasni komplikovano unutrašnje funkcionisanje modela mašinskog učenja takođe je značajno porasla, posebno kada se modeli mašinskog učenja primenjuju na odluke sa visokim ulozima, uključujući finansije, zakon, medicinske, društvene aplikacije i autonomnu vožnju.

U ovim aplikacijama, objašnjenja odluka sa visokim ulozima su korisna za razumevanje i otklanjanje grešaka u modelima, povećanje poverenja korisnika u model, razjašnjavanje odgovornosti modela i komunikaciju sa modelima na osnovu saradnje između ljudi i veštačke inteligencije. Na primer, lekar koji koristi veštačku inteligenciju za pomoć u dijagnozi bi imao koristi od razumevanja kako je veštačka inteligencija predvidela da odredi da li da joj veruje. U društvenim aplikacijama, takođe je ključno razumeti zašto modeli donose određene odluke kako bi ispitali da li je algoritam fer ili ne. Štaviše, Opšta uredba o zaštiti podataka tvrdi da organi za zaštitu podataka imaju pravo da im se objasni izlaz algoritma.<sup>112</sup>

Jedna od ključnih poteškoća u objašnjavanju modela mašinskog učenja je to što termin „objasniti“ ili „interpretabilnost“ nije dobro definisan. Većina aktuelnih objašnjenja objašnjava neku vrstu „svojstva“ kompleksnog modela koje ljudi mogu da probave. Neka uobičajena svojstva uključuju, ali nisu ograničena na najistaknutije karakteristike unosa podataka koje koristi model, najistaknutije podatke o obuci koje model koristi, najistaknutiji ljudski razumljiv koncept koji koristi model i kako da se promeni karakteristika podataka tačka za promenu predviđanja modela. Međutim, postoji mnogo različitih objašnjenja sa kontradiktornim filozofijama. Na primer, s obzirom na klasifikator slika, ključni pikseli klasifikatora slika mogu se smatrati dobrim objašnjenjem za određene korisnike jer bacaju svetlo na to kako model pravi svoje predviđanje, ali se takođe može smatrati da se ne tumače jer najistaknutije karakteristike možda neće biti dovoljne za zaključak o obrazloženju modela. Mogu se izvoditi istraživanja i

---

Jurors' Assessments of Auditor Negligence: Audit Data Analytic Exception Follow Up with Artificial Intelligence. <https://ssrn.com/abstract=3775740>

<sup>112</sup> The European Parliament and The European Council. General data protection regulation. Off. J. Eur. Union, 2014.



intervjui na ljudima i tražiti od korisnika da izaberu algoritme koji se najviše mogu interpretirati među datim skupom različitih objašnjenja, što je u vezi sa metričkim izvlačenjem u pravičnosti.<sup>113</sup> Međutim, traženje od ljudi da izaberu objašnjenja koja se najviše tumače može imati i svoju manu. Poznato je da čovek pati od pristrasnosti potvrde, a objašnjenje se može činiti razumljivim, ali nije povezano sa modelom. Nedavni radovi su čak pokazali da se mnoga ključna objašnjenja ne slažu jedno sa drugim, a korisnici mogu odlučiti koja objašnjenja da koriste na osnovu ličnih preferencija. Tu ostaje dilema kako izabrati pravo „svojstvo“ složenog modela mašinskog učenja za objašnjenje?<sup>114</sup>

Alternativa za procenu efikasnosti objašnjenja može biti procena korisnosti objašnjenja zajedno sa ljudima u aplikacijama, što sugerišu mnogi noviji radovi. Doshi-Velez i Kim, su predložili da se procene objašnjenja u aplikacijama iz stvarnog sveta koje uključuju ljudske korisnike i testiraju kako objašnjenja mogu pomoći korisnicima u aplikacijama iz stvarnog sveta.<sup>115</sup> Slično, Chen et al. podstiču interpretabilne probleme mašinskog učenja da budu bliže povezani sa ciljnim slučajevima upotrebe, a predlažu da se razmotre simulacije zasnovane na simuliranoj verziji stvarnog zadatka. Iako je takva evaluacija zasnovana na stvarnim primenama, može biti skupo koristiti takve vrste evaluacija, posebno u fazama razvoja objašnjenja, pošto evaluacija često zahteva učešće stvarnih ljudi. Stoga, razumna funkcionalno zasnovana evaluacija može biti korisna za dizajniranje/odabir objašnjenja koje će se koristiti, a evaluacije zasnovane na aplikaciji mogu se koristiti za validaciju da dizajnirano/izabrano objašnjenje koje može pomoći ljudima u aplikacijama u stvarnom svetu ili u simuliranim slučajevima upotrebe. Ovu klasu funkcionalno zasnovane evaluacije nazivamo objektivnim kriterijumima, uglavnom zato što ne zahteva stvarno ljudsko učešće tokom faze evaluacije.<sup>116</sup>

U ovoj tezi uglavnom razmatramo tri klase objektivnih kriterijuma (funkcionalno zasnovanih evaluacija): (1) objektivni kriterijumi motivisani vernošću, koji su motivisani koliko

---

<sup>113</sup> Hao-Fei Cheng, Logan Stapleton, Ruiqi Wang, Paige Bullock, Alexandra Chouldechova, Zhiwei Steven Wu, and Haiyi Zhu. Soliciting stakeholders' fairness notions in child maltreatment predictive systems. In *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 1–17, 2021.

<sup>114</sup> Satyapriya Krishna, Tessa Han, Alex Gu, Javin Pombra, Shahin Jabbari, Steven Wu, and Himabindu Lakkaraju. The disagreement problem in explainable machine learning: A practitioner's perspective. *arXiv e-prints*, pages arXiv-2202, 2022.

<sup>115</sup> Doshi-Velez and Been Kim. Towards a rigorous science of interpretable machine learning. *arXiv preprint arXiv:1702.08608*, 2017.

<sup>116</sup> Valerie Chen, Jeffrey Li, Joon Sik Kim, Gregory Plumb, and Ameet Talwalkar. Interpretable machine learning: Moving from mythos to diagnostics. *Queue*, 19(6):28–56, 2022.

dobro objašnjenje može da opiše model (2) objektivni kriterijumi motivisani primenom, koji motivisani su načinom na koji se objašnjenja mogu koristiti u aplikacijama u stvarnom svetu (3) teorijski motivisani aksiomatski kriterijumi, koji pomažu dizajnu objašnjenja određenim teorijskim svojstvima objašnjenja.

### 5.5.1. Objektivni kriterijumi motivisani vernošću

Jedna klasa funkcionalno zasnovanih evaluacija zasniva se na tome koliko verno objašnjenje objašnjava dati model i takođe se naziva vernost objašnjenja ili deskriptivna tačnost. Vernost objašnjenja je ključna jer je „vernost“ obično teško izmeriti od strane ljudi – čovek može da preferira objašnjenja koja izgledaju vizuelno privlačno, ali nisu povezana sa modelom koji treba da se objasni.

Jedan oblik objektivnih kriterijuma zasniva se na pitanju „da li objašnjenje objašnjava ovaj model?“. Osnovna ideja za ove evaluacije je da se identifikuju svojstva koja verno objašnjenje treba da zadovolji i da se izvedu testovi na paru model-objašnjenje kako bi se proverilo da li su svojstva zadovoljena. Mardok i dr. nazivaju je i deskriptivnom preciznošću,<sup>117</sup> jer meri koliko tačno objašnjenje objašnjava model. Na primer, mnoga objašnjenja su linearne aproksimacije unutar lokalnog susedstva, a metrike vernosti mere koliko dobro objašnjenja aproksimiraju model u lokalnom okruženju. Jedan popularan primer Adebaio et al. je da dizajnira proveru razumnosti za objašnjenja da bi nasumična promena težina modela takođe trebalo da promeni rezultujuća objašnjenja.<sup>118</sup>

Iznenadjuće je da sva objašnjenja ne prolaze ubedljivo ovu proveru razuma, što može da implicira da neka objašnjenja nisu verna modelu.

---

<sup>117</sup> W James Murdoch, Chandan Singh, Karl Kumbier, Reza Abbasi-Asl, and Bin Yu. Definitions, methods, and applications in interpretable machine learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(44):22071–22080, 2019.

<sup>118</sup> Julius Adebayo, Justin Gilmer, Michael Muelly, Ian Goodfellow, Moritz Hardt, and Been Kim. Sanity checks for saliency maps. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 9525–9536, 2018.

### **5.5.2. Objektivni kriterijumi motivisani aplikacijom**

Različiti oblik objektivnih kriterijuma zasniva se na aplikacijama koje se odnose na objašnjenje, posebno na onim aplikacijama u kojima nije potrebno ljudsko učešće ili se mogu automatski simulirati. Na primer, pronalaženje štetnih primera obuke je ključna primena za objašnjenja zasnovana na primerima, a određene evaluacije za objašnjenja zasnovana na primerima uključuju uklanjanje štetnih primera obuke na osnovu objašnjenja i ponovnu obuku modela i merenje performansi novog modela. Kao što ljudsko učešće nije neophodno za takve aplikacije, evaluacija uklanjanja i ponovne obuke bila je ključni objektivni kriterijum za objašnjenja zasnovana na primerima motivisana aplikacijama iz stvarnog sveta.

### **5.5.3. Teorijski motivisani objektivni kriterijumi**

Alternativni oblik funkcionalno zasnovane evaluacije za objašnjenja su teorijska svojstva u obliku aksioma. Aksiomi se mogu posmatrati kao teorijska ograničenja kako objašnjenja treba da se ponašaju u određenim specifičnim ulazima. Ako model mašinskog učenja za objašnjenje ima neko željeno svojstvo, moglo bi se nadati da će se takvo željeno svojstvo možda odraziti u objašnjenjima. Takva ograničenja objašnjenja se nazivaju aksiomatska svojstva.

Na primer, ako su modeli mašinskog učenja potpuno simetrični u dve karakteristike, a dve karakteristike imaju istu vrednost za neki dati ulaz, vrednost objašnjenja za ove dve karakteristike za ovaj ulaz treba da bude ista. Ovo je simetrični aksiom koji se široko koristi za metode objašnjenja. Možda je najčešća linija rada u inkorporiranju aksioma u objašnjenja dizajna porodica Šeplyjevih vrednosti, koja potiče iz zajednice teorije igara kooperativne. Kako bi različiti tipovi objašnjenja prirodno pratili različite objektivne kriterijume, cilj nam je da dizajniramo objektivne kriterijume za širok spektar tipova objašnjenja, uključujući objašnjenja važnosti karakteristika, objašnjenja skupa karakteristika, objašnjenja važnosti interakcije karakteristika, objašnjenja važnosti primera i objašnjenja zasnovana na konceptu.

## 5.6. Složeni model mašinskog učenja

Složeni model mašinskog učenja je apstrahovan kao funkcija koja predviđa odgovor dat vektoru ulaznih karakteristika, dajući samo crni pristup modelu. Popularan pristup da se to uradi je da se bilo koje dato predviđanje pripíše skupu ulaznih karakteristika: u rasponu od pružanja vektora težine važnosti, jedne po ulaznoj osobini, do jednostavnog pružanja skupa važnih karakteristika. Na primer, s obzirom na duboku neuronsku mrežu za klasifikaciju slika, možemo objasniti specifično predviđanje tako što ćemo prikazati skup istaknutih piksela, ili sliku toplotne mape koja pokazuje težine važnosti za sve piksele. Ali koliko je dobar takav mehanizam objašnjenja? Možemo razlikovati dve klase mera evaluacije objašnjenja: objektivne mere i subjektivne mere.

Preovlađujuće ocene objašnjenja bile su subjektivne mere, pošto je pojam objašnjenja veoma čovekocentričan; one se kreću od kvalitativnih prikaza primera objašnjenja, do procene zadovoljstva ljudi objašnjenjima, kao i da li su ljudi u stanju da razumeju model. Bez obzira na to, takođe je važno razmotriti objektivne mere efikasnosti objašnjenja, ne samo zato što one postavljaju objašnjenja na čvršću teorijsku osnovu, već i zato što nam omogućavaju da poboljšamo svoja objašnjenja poboljšanjem njihovih objektivnih mera.

Jedan od načina da se objektivno procene objašnjenja je da se proverí da li postoji mehanizam objašnjenja zadovoljava (ili ne zadovoljava) određene aksiome, ili svojstva. U ovom radu fokusiramo se na kvantitativne objektivne mere, te dajemo i analiziramo dve takve mere. Prvo, formalizujemo pojam vernosti objašnjenja prediktorskoj funkciji. Jedan prirodan pristup merenju vernosti, kada imamo apriorne informacije da je samo određeni podskup karakteristika relevantan, jeste da se testira da li karakteristike sa visokim težinama objašnjenja pripadaju ovom relevantnom podskupu. U nedostatku takvih apriornih informacija, kvantitativna perspektiva pojma merenjem korelacije između zbira podskupa značajnosti karakteristika i razlike u vrednosti funkcije kada se karakteristike u podskupu postavljaju na neku referentnu vrednost; variranjem podskupova daje različite vrednosti takvih korelacija podskupova.

## GLAVA ŠESTA: INTEGRACIJA VEŠTAČKE INTELIGENCIJE I MAŠINSKOG UČENJA U PROCES REVIZIJE

### 6.1. Rast AI i ML u menadžerskom upravljanju

Veštačka inteligencija (AI) je polje u okviru STEM-a koje se fokusira na stvaranje inteligencije nalik čoveku unutar mašina (tj. kreiranje kompjuterskih programa koji mogu da rade i sprovode zadatke koje obično ljudska bića obavljaju). Mašinsko učenje (ML), srodni termin, je podoblast veštačke inteligencije koja se striktno fokusira na korišćenje statističkog učenja. ML ima za cilj da razvije algoritme koji mogu automatski da nauče obrasce u podacima dok nastavlja da poboljšava asocijacije sa prethodnim iskustvima.<sup>119</sup> AI i njegove ML aplikacije se manifestuju u obliku automatizacije. Automatizacija se sastoji od pravljenja aparata, procesa ili sistema koji rade automatski bez ljudske kontrole.<sup>120</sup>

AI je rastuća, popularna tema koja već ima uticaja u mnogim industrijama širom sveta, kao što su obrazovanje, zdravstvo, proizvodnja, građevinarstvo, sprovođenje zakona, politika, automobilska industrija, maloprodaja i finansije. U 2018. godini, 2,06 miliona ljudi u Sjedinjenim Državama imalo je karijere vezane za oblast veštačke inteligencije, koja raste po stopi od 4,78% godišnje. Prosečna plata u radnoj snazi za poslove u vezi sa veštačkom inteligencijom u 2018. bila je 99.998 dolara, što predstavlja jednogodišnju stopu rasta od 3,98%. U svim ovim industrijama postoji upečatljiv uticaj koji se dešava na tržište rada, a postoji i kontroverza o povezanosti izmeštanja posla i implementacije AI na radnim mestima. U 2016. godini, 36 miliona poslova u Sjedinjenim Državama suočilo se sa visokim nivoom poremećaja zbog automatizacije.<sup>121</sup>

Efekat automatizacije, bez obzira na nivo izloženosti po poslu, mogao bi biti potencijalno zapanjujući. Sve u svemu, procenjuje se da će 145 miliona poslova biti pogođeno

---

<sup>119</sup> Dogru, A. K., & Keskin, B. B. (2020). AI in operations management: applications, challenges and opportunities. *Journal of Data, Information and Management*, 2(2), 67-74.

<sup>120</sup> Merriam-Webster. (n.d.). *Automation*. Merriam-Webster: <https://www.merriam-webster.com/dictionary/automation>

<sup>121</sup> Hathaway, I., Maxim, R., Muro, M., & Whiton, J. (2019). Automation and artificial intelligence: How machines are affecting people and places. *Metropolitan Policy Program at Brookings*.

automatizacijom do 2030. godine, pri čemu će 36 miliona tih poslova imati visok nivo izloženosti. Da bi napredovala u društvu koje je u velikoj meri izloženo veštačkoj inteligenciji, radna snaga mora da se prilagodi automatizaciji koja dolazi sa naprednim tehnologijama. Iako veštačka inteligencija može izazvati pomeranje poslova, postoje ubedljivi dokazi da primena veštačke inteligencije na radnom mestu može dugoročno stvoriti pozitivan rast radnih mesta, posebno u Kini i Sjedinjenim Državama. Predviđa se da će AI koristiti globalnoj ekonomiji u budućnosti kroz povećanu produktivnost radnika, povećanu potražnju potrošača i povećan potencijal BDP-a. Predviđa se da će većina ekonomija imati koristi od veštačke inteligencije do 2030. godine, pri čemu će uticaj na Kinu i Severnu Ameriku biti najznačajniji.

## 6.2. Ekspanzija veštačke inteligencije

Ekspanzija veštačke inteligencije zastrašuje i plaši mnoge pojedince zbog zabrinutosti oko efekata tehnologije na dobrobit ljudi. Prema globalnom istraživanju PwC-a, 37% radnika je zabrinuto da bi ih zamenila veštačka inteligencija. Iako AI predstavlja probleme vezane za posao, postoje i prednosti koje proizilaze iz upotrebe AI u različitim oblastima. Jedna od ovih oblasti je upravljanje operacijama (OM). OM je upravljanje sistemima i procesima koji stvaraju dobra i/ili usluge.<sup>122</sup>

OM se fokusira na povećanje efikasnosti u proizvodnim i uslužnim sistemima primenom naučnih i matematičkih metoda (uključujući AI i ML) za transformaciju podataka u poslovne uvide radi donošenja boljih odluka. Automatizacija i robotika su takođe u centru OM-a. Stoga, napredak u AI, ML i automatizaciji ima uticaja na istraživanje i praksu OM. Povećane interakcije ljudi i računara u uslužnom sektoru i hibridni proizvodni sistemi koji spajaju tradicionalni rad i robotiku privukli su istraživanje i razvoj (R&D) AI i ML sistema.

OM je nastao tokom 19. veka kao rezultat industrijske revolucije. Efikasnost i tačnost su važne metrike učinka u OM. AI donosi priliku za povećanje produktivnosti kroz povećanu efikasnost i poboljšava preciznost operacija putem poboljšane tačnosti. AI može da služi potrebama preduzeća ispunjavanjem tri primarne potrebe: „automatizacija poslovnih procesa,

---

<sup>122</sup> Stevenson, W. J. (2020). *Operations Management*. McGraw Hill.

dobijanje uvida kroz analizu podataka i angažovanje sa kupcima i zaposlenima“. Za kompanije je važno da razumeju različite tipove veštačke inteligencije i koje zadatke svaki tip može da izvrši u korist organizacije. Na primer, robotika i tehnologije automatizacije mogu pomoći kompanijama da automatizuju zadatke kao što su administrativni i finansijski poslovi.<sup>123</sup>

AI se takođe može koristiti za razvoj algoritama koji mogu sortirati skupove podataka i pronaći obrasce u podacima, što je ključno za poslovnu analitiku. ML se može koristiti za obezbeđivanje chatbotova ili inteligentnih agenata koji komuniciraju sa klijentima i zaposlenima. Kognitivne tehnologije se integrišu u radnu snagu. Međutim, ove tehnologije trenutno ne zamenjuju u potpunosti većinu ljudskih poslova.<sup>124</sup> Interakcija između ljudi i AI u OM je od vitalnog značaja za analizu odrediti kakav tip veze postoji između dve promenljive. U današnjem društvu, ljudi i AI moraju koegzistirati u radnom okruženju, posebno u preduzećima i organizacijama koje žele da ostanu konkurentne.

### **6.3. Zainteresovane strane u oblasti poslovanja**

Zainteresovane strane u oblasti poslovanja žele da potvrde da menadžment organizacije donosi ispravne odluke u vezi sa stvarima kao što su upravljanje rizikom, očuvanje transparentnosti i regularizacija informacija uz odgovarajuće praćenje.<sup>125</sup> Da zadovolje te motive, poslovne organizacije moraju imati efikasne strukture upravljanja i smernice. Efikasna struktura upravljanja i smernice mogu da podrže postizanje ciljeva, upravljanje rizikom i unapređenje korporativnog upravljanja.<sup>126</sup> Sistem korporativnog upravljanja organizacije zavisi od Funkcije interne revizije (IAF) da pruži nezavisno mišljenje, pomogne u svakom pitanju i podstakne i unapredi poboljšanje i inovacije.. Doprinos veštačke inteligencije (AI) može se meriti onim poboljšanjima i inovacijama koje pomažu organizacijama da stvore značajne kompetencije. Uvođenje AI obećava značajna poboljšanja u ulozi IAF-a tako što će IAF-u omogućiti da

---

<sup>123</sup> Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard business review*, 96(1), 108-116.

<sup>124</sup> Ibid

<sup>125</sup> Panda B, Leepsa NM (2017) Agency theory: review of theory and evidence on problems and perspectives. *Indian J Corp Gov* 10(1):74–95. <https://doi.org/10.1177/0974686217701467>

<sup>126</sup> Chowdhury EK (eds.) (2021) *The essentials of machine learning in finance and accounting: prospects and challenges of using artificial intelligence in the audit process*. Taylor and Francis Inc, London.

trenutno obrađuje raspršene i velike podatke kompanije.<sup>127</sup>

Umesto da samo nudi sigurnost o uzorku podataka, uz podršku AI, IAF može da sprovede revizije ukupne populacije. Zadatak autonomnog i objektivnog uveravanja koji je dostupan unutar kompanije mogao bi se tada smatrati funkcijom interne revizije. Ova poboljšana sposobnost bi pružila sve veće zadovoljstvo zainteresovanim stranama u vezi sa poslovanjem i upravljanjem kompanijom, što je odgovornost IAF-a. IAF je jedna od obaveznih komponenti Kodeksa korporativnog upravljanja i okvira Instituta internih revizora.<sup>128</sup>

Osvrćući se na proteklu deceniju, očigledno je da se sadašnja revizorska profesija dramatično promenila. Interni revizori treba da budu još fleksibilniji i da budu u toku sa promenljivim tehnološkim okruženjem. Širenje AI tehnologije naglašava potrebu za značajnim poboljšanjima u funkcionalnosti IAF-a.<sup>129</sup> Postaje sve jasnije da cilj IAF-a treba da se transformiše iz revizije zavisne od uzorka i revizije usklađenosti u sofisticiranije, sveobuhvatnije, praktične, sistematizovane revizije koje rešavaju probleme, predviđaju i otkrivaju prevare. Kao jedan primer, procena pametnih kontrola i davanje saveta za njihovo poboljšanje postali su zahtevi IAF-a.

#### **6.4. Integracija veštačke inteligencije (AI) i mašinskog učenja (ML)**

Integracija veštačke inteligencije (AI) i mašinskog učenja (ML) u različitim industrijama se ubrzano povećava poslednjih godina. Kako ove tehnologije nastavljaju da napreduju, od njih se očekuje da automatizuju mnoge zadatke koje trenutno obavljaju ljudi. Ovo je dovelo do zabrinutosti u vezi sa potencijalnim negativnim uticajem na mogućnosti zapošljavanja i raseljavanje posla. Sve veća upotreba veštačke inteligencije i ML u različitim sektorima kao što su transport, maloprodaja, finansije i proizvodnja pokrenula je pitanja o budućnosti rada i kako će to uticati na tržište rada.<sup>130</sup>

---

<sup>127</sup> Ghanoum S, Alaba FM (2020) Integration of artificial intelligence in auditing: the effect on auditing. <https://www.diva-portal.org>.

<sup>128</sup> Ergen M (2019) What is artificial intelligence? Technical considerations and future perception. *Anatol J Cardiol* 22(2):5–7. <https://doi.org/10.14744/AnatolJCardiol.2019.79091>

<sup>129</sup> Kozłowski S (2018) An audit ecosystem to support blockchain-based accounting and assurance. Emerald Publishing Limited, Bingley. <https://doi.org/10.1108/978-1-78743-413-420181015>

<sup>130</sup> Frey, C. B., and Osborne, M. A. "The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?" *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 114, 2017, pp. 254-280.



Uticaj tehnologije na zapošljavanje nije nova pojava. Tokom istorije, tehnološki napredak je doveo do premeštanja određenih poslova dok je stvarao nove mogućnosti zapošljavanja u drugim oblastima. Međutim, brz tempo tehnološkog napretka i sve veće mogućnosti AI i ML izazivaju zabrinutost da bi uticaj na zapošljavanje mogao biti ozbiljniji nego u prošlosti.

Prethodna istraživanja su pokazala da su niskokvalifikovani i rutinski poslovi najpodložniji automatizaciji. Međutim, kako AI i ML tehnologije nastavljaju da napreduju, od njih se takođe očekuje da automatizuju zadatke za koje se ranije smatralo da su u domenu visokokvalifikovanih radnika. Ovo je dovelo do zabrinutosti oko potencijala za rasprostranjeno raseljavanje poslova u širokom spektru industrija i zanimanja.<sup>131</sup> Važno je napomenuti da AI i ML takođe mogu imati pozitivne uticaje na zapošljavanje, kao što je stvaranje novih radnih mesta i povećanje produktivnosti.<sup>132</sup> Zbog toga je od suštinskog značaja da se temeljno istraži potencijalni uticaj veštačke inteligencije i ML na mogućnosti zapošljavanja i raseljavanje posla da bi se razumeo čitav niz implikacija na radnu snagu.

Pregled literature sugerise da su implikacije veštačke inteligencije i mašinskog učenja na budućnost rada i radne snage višestruke i složene. S jedne strane, veštačka inteligencija i mašinsko učenje imaju potencijal da povećaju produktivnost, efikasnost i ekonomski rast. Kako mašine i algoritmi postaju napredniji, možda će moći da obavljaju zadatke koje su ranije radili ljudi, što dovodi do povećanja efikasnosti i smanjenja troškova. To bi moglo dovesti do stvaranja novih industrija i mogućnosti zapošljavanja. S druge strane, veštačka inteligencija i mašinsko učenje takođe imaju potencijal da dovedu do značajnog izmeštanja poslova, posebno za niskokvalifikovane i rutinske poslove. Ovo bi moglo dovesti do povećanja nezaposlenosti i nejednakosti u prihodima, i može pogoršati postojeće društvene i ekonomske izazove.

Pored toga, upotreba veštačke inteligencije i mašinskog učenja takođe može dovesti do promene prirode posla, pri čemu poslovi postaju složeniji i zahtevaju veštine višeg nivoa. Ovo može dovesti do promene u vrstama poslova dostupnih na tržištu i može uticati na način na koji radimo, živimo i odnosimo se jedni prema drugima.

Sve u svemu, pregled literature sugerise da su implikacije veštačke inteligencije i

---

<sup>131</sup> Acemoglu, D., and Restrepo, P. "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets." NBER Working Paper, no. 24190, 2018.

<sup>132</sup> McKinsey Global Institute. "Jobs Lost, Jobs Gained: What the Future of Work Will Mean for Jobs, Skills, and Wages." 2018.

mašinskog učenja na budućnost rada i radne snage složene i višestruke. Važno je razumeti ove implikacije i razmotriti politike koje mogu da ublaže negativan uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja na pomeranje posla, dok istovremeno maksimiziraju njihove potencijalne koristi.

AI i mašinsko učenje imaju potencijal da stvore nove prilike za zapošljavanje povećanjem produktivnosti i stvaranjem novih industrija. Na primer, upotreba veštačke inteligencije i mašinskog učenja u proizvodnji, zdravstvu i finansijama može dovesti do povećanja efikasnosti i smanjenja troškova, stvarajući nove mogućnosti za zapošljavanje u ovim oblastima. S druge strane, pregled literature takođe sugeriše da veštačka inteligencija i mašinsko učenje imaju potencijal da dovedu do značajnog izmeštanja poslova, posebno za niskokvalifikovane i rutinske poslove.

Kako mašine i algoritmi postaju napredniji, možda će moći da obavljaju zadatke koje su ranije obavljali ljudi, što dovodi do gubitka posla i nezaposlenosti. Pored toga, upotreba veštačke inteligencije i mašinskog učenja takođe može dovesti do promene u prirodi posla, pri čemu poslovi postaju složeniji, zahtevaju veštine višeg nivoa i dovode do promene u vrstama poslova dostupnih na tržištu. Sve u svemu, pregled literature sugeriše da je uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja na mogućnosti zapošljavanja složen i višestruk, i zavisi od brzine tehnološkog napretka, sposobnosti radnika da se prilagode novim tehnologijama i specifičnih industrija i zanimanja koja su pod uticajem novih tehnologija.

## **6.5. Efekat AI i ML na proces revizije**

Poslovni rast dolazi sa složenošću u operacijama, a korišćenje alata za odlučivanje zasnovano na tehnologiji postaje istaknuto u današnjem poslovnom svetu. Shodno tome, revizorska profesija se prilagođava ovoj promeni sa integracijom sistema veštačke inteligencije kako bi bila u toku sa transformacijom. Sticanje adekvatnih veština u rukovanju alatom veštačke inteligencije i zdrav profesionalni skepticizam revizora smatrani su osnovnim faktorom koji bi dodatno podstakao interakciju između alata veštačke inteligencije i procesa revizije. Ovo je izazvalo potrebu za modifikacijom prvobitno nacrtanog istraživačkog modela kako bi se uključile veštine u rukovanju IT alatima i profesionalna kompetencija revizije.

Tehnološki napredak transformiše svet sve većom brzinom. Poslovni rast dolazi sa složenošću u operacijama, a korišćenje alata za odlučivanje zasnovano na tehnologiji postaje istaknuto u današnjem poslovnom svetu. To znači da kompanije proizvode više podataka, kao takve; revizorske firme imaju odgovornost da ostanu u toku sa ovom promenom uz jednako ulaganje u napredne alate zasnovane na tehnologiji kako bi efikasno ispitali veliki obim podataka koji su generisani za efikasnu analizu poslovanja kompanije i njenih rizika. Shodno tome, revizorska profesija se prilagođava ovoj promeni sa integracijom sistema veštačke inteligencije kako bi bila u toku sa transformacijom.<sup>133</sup>

Sve veći tempo upotrebe alata informacionih tehnologija (IT) od strane savremenih preduzeća promenio je načine na koje kompanije beleže i otkrivaju finansijske informacije.<sup>134</sup> Upoređivanje transakcija i obelodanjivanje finansijskih informacija se sve više obavlja pomoću različitih tehnoloških alata za prikupljanje i čuvanje podataka elektronskim putem sa manje papirne dokumentacije, što povećava mogućnosti revizije radi dodavanja vrednosti. Ovaj razvoj predstavlja izazov za revizore ovih preduzeća, jer da bi bili u toku sa tehnologijom, konkurencijom i efikasnom revizijom u tako tehnološki naprednom poslovnom okruženju, potrebno je da revizori podjednako informisani i opremljeni naprednom tehnologijom koja može da ih vodi u istraživanju i razumevanju kako su finansijske transakcije i drugi podaci entiteta prikupljeni, evidentirani i obrađeni u cilju efikasnog planiranja i efikasnog izvršenja zadatka revizije da se formiraju odgovarajuća mišljenja o finansijskim izveštajima entiteta.

Primena tehnologije zasnovane na veštačkoj inteligenciji u reviziji ispunjava ovaj izazov za revizore sa mogućnošću automatizacije postupka revizije od faze do faze. To već rade neke vodeće revizorske kuće. Na primer; KPMG je usvojio AI mogućnosti od IBM Watsona, ovo je urađeno uz široku saglasnost da se Watson primeni – koji ima širok spektar „interfejsa aplikacionih programa (API)“, na različite procese revizije kompanije.<sup>135</sup> Ovi razvoji su u nastojanju da poboljšaju efektivnost svake faze procesa revizije. Razumevanje koraka uključenih u proces revizije omogućava razumevanje važnosti integracije AI za efektivnost zadataka.

---

<sup>133</sup> Gepp, A., Linnenluecke, M., O'Neill, T., & Smith, T. (2018, June). Big data in accounting and finance: a review of influential publications and a research agenda. In *4th Forensic Accounting Teaching and Research Symposium* (Vol. 40, pp. 102-115).

<sup>134</sup> Mansour, E. (2016). Factors affecting the adoption of computer assisted audit techniques in audit process. Findings from Jordan. *Business and Economic Research*, 200-269.

<sup>135</sup> Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *JOURNAL OF EMERGING TECHNOLOGIES IN ACCOUNTING*, 14(1), 115-122.

Postoje strukturirani i ponavljajući zadaci koje treba izvršiti tokom svakog koraka zadatka revizije koji su radno intenzivni.<sup>136</sup> Od prethodnog angažovanja do predstavljanja mišljenja kroz revizorski izveštaj, efektivnost je ključna za svaku od ovih faza.

Jedna od komponenti rada revizora je uzorkovanje podataka koji se analiziraju. I nasumično i nenasumično uzorkovanje uvodi rizike propusta i provizija. Tradicionalno, revizori su bili sposobni samo da smanje rizike, a ne da ih eliminišu. Jedan od načina za smanjenje rizika revizije je povećanje veličine uzorka, čime se osigurava da sve stavke imaju jednake šanse za uključivanje. Uprkos povećanju veličine uzorka, revizori nisu mogli eliminisati rizik da ne otkriju materijalne greške. Trenutno se revizori oslanjaju na CAATs, koji se obično nazivaju kompjuterski potpomognute revizorske tehnike.<sup>137</sup>

Ovi alati su omogućili revizorima da izvrše analizu podataka bez potrebe za uzimanjem uzoraka. U isto vreme, alati kao što su interaktivno izdvajanje i analiza podataka (IDEA) takođe uvode ovaj kapacitet, ali konačna organizacija i obrada podataka i dalje zahteva intenzivne ljudske napore. Još jedna iscrpljujuća aktivnost u reviziji je pregled kritičnih dokumenata. Na primer, revizori moraju da pregledaju sve ključne ugovorne dokumente kako bi izvukli vitalne informacije kao što su cene, diskontne stope i vreme plaćanja. Uvođenje AI sistema omogućava revizorima da pregledaju evidenciju i dobiju kritične informacije za kratko vreme.

Uprkos izvanrednoj sposobnosti AI sistema u poboljšanju kvaliteta i efikasnosti revizije, postoji lista izazova koji se postepeno poboljšavaju kako tehnologija AI nastavlja da se razvija, uz usvajanje dubokog učenja i kapaciteta za veći prostor za skladištenje i veliku populaciju podataka. Prvi od ovih izazova je nedostatak dobrog upravljanja podacima i upravljanja. Nakon povećanja prikupljanja, obrade, kao i skladištenja novih podataka, organizacije treba da pažljivo pregledaju organizaciju podataka kompanije. Osim što obezbeđuje pravilnu organizaciju i dostupnost podataka, menadžment takođe obezbeđuje održavanje integriteta na svim nivoima organizacije pravilnim pridržavanjem kontrolnih mera kroz automatizovane sisteme revizije koji mogu da prouče podatke u toku procesa.<sup>138</sup>

---

<sup>136</sup> Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *JOURNAL OF EMERGING TECHNOLOGIES IN ACCOUNTING*, 14(1), 115-122.

<sup>137</sup> Mansour, E. (2016). Factors affecting the adoption of computer assisted audit techniques in audit process. Findings from Jordan. *Business and Economic Research*, 200-269.

<sup>138</sup> Cannon, N.H. and Bedard, J.C., 2017. Auditing challenging fair value measurements: Evidence from the field. *The Accounting Review*, 92(4), pp.81-114.

U okviru procesa revizije vrši se procena rizika da revizor bude svestan podložnosti subjekta pretnjama. Procena rizika „je sistematski proces za identifikaciju i analizu relevantnog rizika ili identifikaciju i analizu relevantnih rizika koji ugrožavaju postizanje ciljeva entiteta. Procena rizika je od pomoći za procenu i integraciju profesionalnih prosuđivanja o verovatnim nepovoljnim uslovima i/ili događajima”. U planiranju revizije, procena rizika ima veze sa „prepoznavanjem obrazaca“, čije nepredviđeno odstupanje od toga daje indikaciju rizika. Tehnologije veštačke inteligencije se mogu primeniti da efikasno automatizuju ovaj zadatak „identifikovanjem obrazaca u okviru velikog obima transakcija“ da bi se otkrila i označila svaka neočekivana promena u obrascu. Prema Rajiju i Buolamviniju (2019), AI automatizuje mnoge zadatke revizije kao što su unosi podataka koji su ranije zahtevali ručne napore. Za razliku od ljudskih revizora, AI sistemi mogu analizirati 100% podataka, kreirati testove revizije i pripremiti skripte. Sistem koji se koristi zahteva mašine koje imaju ugrađene algoritme koji omogućavaju mašinama da nauče dolazne podatke. Procena rizika je ključni zadatak koji treba izvršiti prilikom planiranja revizije, kao takva, korišćenje sistema zasnovanog na veštačkoj inteligenciji pomoglo bi efektivnosti i efikasnosti posla.<sup>139</sup>

Neki timovi interne revizije već primenjuju mašinsko učenje za kontrolu transakcija i završetak opštih revizorskih uloga. Timovi posebno koriste mašinsko učenje u nekim oblastima koje su sklone prevari, na primer, kupovina i ručni unosi sistema. Ovaj pronalazak se pokazao korisnim ne samo revizorima već i drugim zainteresovanim stranama koje nameravaju da nadgledaju transakcije. Na kraju, zainteresovanoj strani je lako da vizualizuje trendove i postavlja pitanja kada se pojave anomalije.

Upotreba mašinskog učenja omogućava mašinama da predvide trendove u kritičnim transakcijama. Sistemi takođe pružaju uvid u procenu rizika, određivanje delokruga projekta, identifikaciju problema, identifikaciju podpopulacije i kvantifikaciju. Timovi za internu reviziju mogu da koriste ove AI sisteme sa ograničenom konfiguracijom koristeći konfiguracije koje nisu dostupne. Primeri ovih konfiguracija uključuju stablo odlučivanja, analizu afiniteta i grupisanje k-srednjih vrednosti. NPL omogućava revizorima da skeniraju velike količine dokumenata, koji se mogu sastojati od ugovora, zajmova i drugih vrsta nestrukturiranih.

---

<sup>139</sup> Raji, I. D., & Buolamwini, J. (2019). Actionable auditing: Investigating the impact of publicly naming biased performance results of commercial ai products. In Proceedings of the 2019 AAAI/ACM Conference on A.I., Ethics, and Society, 2-600.

NPL je programski jezik sa mogućnošću dizajna koji se podudaraju sa uzorkom. Softver može lako da uporedi obrazac računovodstvenih unosa. Sposobnost AI sistema za rad sa nestrukturiranim podacima i izdvajanje relevantnih tačaka podataka je suštinski napredak u odnosu na tradicionalne modele gde je automatizacija bila samo za strukturirane i jasno označene podatke.

Iako se čini da je tema veštačke inteligencije u reviziji aktuelna i zanimljiva, dostupna je samo ograničena studija o tekućem transformacionom efektu koje nova tehnologija ima na proces revizije, posebno na efikasnost koju donosi u procese revizije. Neke studije pružaju potencijalne pristrasnosti povezane sa uvođenjem i upotrebom AI, dok je u nekim dokumentovano da se veliki podaci mogu koristiti kao više revizorskih dokaza, dok drugi raspravljaju o karakteristikama analitike velikih podataka u reviziji, koje je razlikuju od tradicionalne revizije.

Iscrpljiva priroda revizije u velikoj meri doprinosi nedostatku efektivnih i efikasnih procesa revizije. Kako je dokumentovano u studijama da kada su u pitanju složeni zadaci koji zahtevaju prikupljanje prekomernih informacija iz brojnih izvora, ljudi ne rade najbolje. Savremeni korporativni svet se suočava sa ozbiljnim pojavama korupcije, pa stoga postoji potreba za sofisticiranim, prikrivenim i automatizovanim sistemima revizije. Potreba da se ispita efektivnost revizije i metode njenog poboljšanja dodatno je neophodna zbog broja objavljenih slučajeva u finansijskoj i reviziji kvaliteta s vremena na vreme. AI, transformiše proces revizije, interakcijom između sistema zasnovanih na veštačkoj inteligenciji i procesa revizije, čime se poboljšava efikasnost procesa iz perspektive korisnika alata.

## GLAVA SEDMA: TEORIJSKI MODELI I ODREĐIVANJE BUDUĆIH PRAVACA RAZVOJA REVIZIJE

### 7.1. Teorijski model agencije

Jedna od glavnih teorija revizije je model agencije, koji prevodi odnos između menadžera i investitora. Agent je menadžer ili druga osoba imenovana da deluje u ime investitora koji predstavljaju principala. Principal dodeljuje zadatke agentu za kompenzaciju. Menadžeri moraju delovati u najboljem interesu investitora. Istraživanja pokazuju da u nekim slučajevima agenti ne deluju u najboljem interesu investitora. Kao rezultat toga, revizija je važna jer uverava investitore da menadžeri podržavaju interese investitora.

Odgovornost revizora u takvom slučaju je da daju smernice investitorima dok igraju ulogu nadzora. U isto vreme, revizorski izveštaji vode investitore u donošenju odluka o kupovini, prodaji ili zadržavanju. Na primer, izveštaji omogućavaju investitorima da utvrde verovatnoću bankrota kompanije. Nemogućnost investitora da pristupe i koriste proverene rezultate revizije mogla bi rezultirati prekomernim finansijskim gubicima. Rast veličine preduzeća dovodi do povećanja obima podataka koji zahtevaju reviziju. Kao rezultat toga, revizori moraju nastaviti da pružaju blagovremene i pouzdane informacije investitorima. Pružanje ovih informacija mora nastaviti da ispunjava standarde pouzdanosti koji zahtevaju od revizora da značajno prouče finansijske izveštaje.

Pružanje blagovremenih i pouzdanih revizorskih izvještaja je iscrpljujući zadatak. AI sistemi će obezbediti stratešku prednost u postizanju ovih ciljeva. Prvo, AI omogućava udaljenost, što je analiza finansijskih izveštaja sa različitih lokacija. Obično udaljenost proizilazi iz razdvajanja izvora informacija i korisnika. Pošto investitori ne mogu svaki put da putuju u prostorije kompanije, sistemi veštačke inteligencije će obezbediti daljinski pristup i analizu uz pomoć daljine.<sup>140</sup> Drugi način na koji se očekuje da AI olakša teoriju agencije je eliminisanje efekata složenosti rukovanja finansijskim informacijama i izveštajima. Pošto su informacije

---

<sup>140</sup> Blair, M., & Stout, L. (2017). A team production theory of corporate law. In *Corporate Governance*, 169-250.

postale složene tokom proteklih godina, korisnicima je teško da steknu garanciju visoke vrednosti o kvalitetu finansijskih izveštaja. Pošto rast veličine preduzeća povećava rizik od grešaka, AI sistemi smanjuju složenost operacija.. Istovremeno, AI podržava teoriju agencije tako što eliminiše sukob interesa. Objavljivanje finansijskih izveštaja liči na situaciju u kojoj direktori izveštavaju o svom učinku. Direktori će stoga verovatno prijaviti iskrivljene performanse. S druge strane, investitori više vole da dobiju tačan izveštaj koji odražava finansijski učinak kompanije. Upotreba AI sistema će uvek olakšati reviziju finansijskih izveštaja, čime će se eliminisati sukob interesa.

## 7.2. Teorija stejkholdera

Teoriju stejkholdera započeo je Edvard Friman 1984. Ona se fokusira na organizaciono upravljanje poslovnom etikom, baveći se vrednostima i moralom korporativnog upravljanja. Tokom proteklih godina, teorija je postala fokus većine studija sa akademikima koji su je integrisali u koncepte kao što je korporativna društvena odgovornost. Teorija naglašava međusobnu povezanost odnosa između različitih zainteresovanih strana. Primeri uključuju dobavljače, zaposlene, investitore i zajednice. Teorija tvrdi da umesto da stvara vrednost samo za investitore, ona takođe treba da stvori vrednost za sve zainteresovane strane. Teorija insistira na tome da korporativni menadžeri moraju izabrati najbolju liniju delovanja.<sup>141</sup>

U industriji revizije, odgovarajuća linija delovanja je obezbeđivanje proverenih i blagovremenih finansijskih informacija. Pošto se obim informacija povećava, integracija AI u reviziju će povećati vrednost stvorenu za sve zainteresovane strane. Takođe, Jachi i Iona (2019) dodaju da bi menadžeri, za praćenje teorije stejkholdera, takođe trebalo da teže pouzdanosti informacija. Konkretno, dostupnost opsežnih količina podataka i smanjen prostor za greške značajno će poboljšati pouzdanost procesa automatizovane revizije. U reviziji, sigurnost je rezultat kvalitetnog rada i dovoljno informacija za klijente. Upotreba veštačke inteligencije poboljšava efikasnost i kvalitet, što će povećati pouzdanost revizorskih izveštaja kupaca.<sup>142</sup>

---

<sup>141</sup> Noor, N.R.A.M., & Mansor, N. (2019). Exploring the Adaptation of Artificial Intelligence in Whistleblowing Practice of the Internal Auditors in Malaysia. *Procedia Computer Science*, 434-439.

<sup>142</sup> Jachi, M., & Yona, L. (2019). The Impact of Independence of Internal Audit Function on Transparency and Accountability Case of Zimbabwe Local Authorities. *Research Journal of Finance and Accounting*, 64-77.



Prema mišljenju većine revizora, automatizacija revizije pomoću AI smanjuje prostor za ljudske greške, proširujući popularnost i sigurnost među klijentima. Pomoću veštačke inteligencije, revizori mogu da izvuku pouzdane zaključke umesto da spekuliraju o tome šta bi moglo da pođe po zlu kao u konvencionalnim metodama revizije. Takođe, automatizovani proces revizije je efikasan i pouzdan u oporavku podataka u poređenju sa tradicionalnim procesima revizije.

### **7.3. Teorija nadahnutog poverenja**

Teoriju nadahnutog poverenja razvio je Limberg, holandski profesor. Teorija se fokusira i na potražnju i na ponudu revizorskih usluga. Teorija predviđa da je potražnja za uslugama revizije direktan rezultat angažovanja eksternih zainteresovanih strana kompanije. Zainteresovane strane zahtevaju odgovornost od menadžmenta. Pošto izveštaji koje dostavljaju menadžeri mogu biti pristrasni, javlja se oštar sukob interesa. Kao rezultat toga, javlja se potreba za revizijom ovih finansijskih izveštaja. Teorija dodaje da bi opšta svrha revizije trebalo da bude ispunjavanje očekivanja prosečne zainteresovane strane. Kao rezultat toga, revizori treba da teže da ispune ova očekivanja. Pažljiva analiza teorije nadahnutog poverenja pokazuje da je integracija AI sistema strateški korak sa dugoročnim pozitivnim prednostima. Moderne kompanije sve više imaju velike operacije i ogromnu količinu podataka za reviziju.<sup>143</sup>

Pošto revizori nisu u stanju da pokriju toliku količinu informacija u najkraćem mogućem roku, čitava revizorska profesija bi mogla postepeno postati neuspeh u tom pogledu. Odnos između teorije nadahnutog poverenja dostupan je u istraživanju Matijasa i Kvasire (2019), koji smatraju da će pravovremeno pružanje informacija poboljšati kvalitet revizija. Korišćenje veštačke inteligencije u reviziji štedi vreme kroz brzo i tačno prikupljanje podataka. Manje vremena u prikupljanju podataka omogućava revizoru da se upusti u analizu podataka, brzo poboljšavajući tajming rezultata. Automatizacija procesa revizije poboljšava brzinu revizije jer revizori mogu nastaviti sa revizijom u realnom vremenu. Veštačka inteligencija u reviziji će omogućiti revizorima da pribave tačne i ažurne podatke kad god postoji potreba.

---

<sup>143</sup> Mathias, J., & Kwasira, J. (2019). Inventory audit and performance of procurement function in selected public universities in Western Kenya. *The Strategic Journal of Business & Change Management*, 2379-2384.

Automatizovana revizija je neophodna jer omogućava revizorima da obezbede dovoljno informacija zainteresovanim stranama i otkriju anomalije na vreme.<sup>144</sup>

#### 7.4. Teorija kredibiliteta

Teorija kredibiliteta predviđa da je primarna funkcija revizije povećanje kredibiliteta finansijskih izveštaja. Korporativni menadžeri koriste finansijske izveštaje da poboljšaju veru agenata smanjenjem asimetrije informacija. Pošto menadžment želi da utiče na odluke investitora, dolazi do sukoba interesa, koji onda umanjuje kredibilitet finansijskih izveštaja iz perspektive investitora. Na kraju, postaje neophodno angažovati nezavisne revizore koji mogu da pregledaju finansijske informacije i uliju poverenje.

Sposobnost revizora da sprovedu sveobuhvatne i blagovremene preglede finansijskih izveštaja u velikoj meri određuje nivo kredibiliteta koji se može postići. Pošto integracija AI sistema povećava brzinu i kvalitet revizije, to se pojavljuje kao neophodan korak. Odnos između AI u reviziji i teorije kredibiliteta potvrđuju i Chen, Dong i Iu (2018), koji smatraju da će automatizacija procesa revizije prvenstveno povećati kvalitet revizije.<sup>145</sup> Standardizacija procesa revizije i podataka će smanjiti kapacitet za ljudske greške. Revizori će moći da vide tačan nivo tačnosti podataka, na primer, ukazujući na 60% umesto da naznače da je materijalnost tačna.

Osim toga, automatizacija procesa revizije će poboljšati kvalitet jer umesto uzorkovanja, revizori mogu da vide celokupnu populaciju izvodeći praktične zaključke na osnovu dostupnih podataka. Kvalitet revizije će se povećati automatizacijom procesa revizije kako bi se poboljšala njegova efikasnost i napredak uz kontinuirane tehnološke inovacije.

Kao što je ranije identifikovano, neke firme koriste softver za reviziju, što je izuzetno povećalo kvalitet nedavnih revizija i efikasnost procesa. Korišćenje softvera za reviziju veštačke inteligencije možda neće odmah dovesti do ukupnih koristi zbog uočenih nedostataka u novoj tehnologiji, ali će se efikasnost i kvalitet procesa revizije povećati kako program postane stabilniji.

---

<sup>144</sup> Mathias, J., & Kwasira, J. (2019). Inventory audit and performance of procurement function in selected public universities in Western Kenya. *The Strategic Journal of Business & Change Management*, 2379-2384.

<sup>145</sup> Chen, T., Dong, X., & Yu, Y. (2018). *Audit Market Competition and Audit Quality: Evidence from the Entry of Big 4 into City-Level Audit Markets in the U.S.* Audit market competition and audit quality. Abingdon: Routledge .

## 7.5. Razumevanje procesa revizije

Razumevanje procesa revizije omogućava razumevanje značaja integracije AI. Revizijski procesi su aktivnosti koje preduzimaju revizori da pribave dokaze za formiranje odgovarajućih mišljenja o finansijskim izveštajima entiteta. Ne postoje dva potpuno ista revizorska procesa jer procedure obično zavise od faktora rizika i efikasnosti sistema interne kontrole klijenta. AI je prilagodljiv za povećanje efektivnosti u svakom koraku aktivnosti u procesu revizije. Upoređuje se sa sklopom u kome izlaz jednog koraka postaje ulaz sledećeg koraka u njega.

Glavni koraci revizije uključuju prethodno planiranje (Pre-angažman), planiranje, razumevanje entiteta, procenu rizika, dokumentaciju, završetak i izveštavanje. Prva faza revizije su koraci pre angažovanja. Svrha prethodnog angažovanja je da omogući revizorima da odluče da li je prikladno da uz postojeće prihvate nove klijente. U tu svrhu, revizori proveravaju interne procedure i politike kompanije kako bi odlučili da li klijenta treba prihvatiti. U ovoj fazi, revizori razmatraju stepen do kojeg politike ograničavaju integritet računovodstvenih procedura. Takođe, revizori proveravaju integritet menadžmenta kompanije, usklađenost i postojeće ili potencijalne pretnje. Neki od razloga zbog kojih revizori odbijaju dolazne klijente uključuju nedostatak stručnosti, lošu usklađenost i ogroman obim posla. Biće zanimljivo istražiti kako AI utiče na ovaj korak procesa jer je poznato da ovaj korak uglavnom uključuje interakciju između revizora i klijenta.

Sledeći korak u procesu revizije je planiranje. Svrha planiranja je da se razvije opšta strategija koju će revizor primeniti od početka do kraja procesa. Iako se ponekad mogu desiti nepredviđeni događaji koji mogu opravdati promenu strategije revizije. Ishod procesa planiranja je plan revizije koji definiše celokupnu strategiju revizije, obim, prirodu i vreme rada. Dobro planiranje je ključno jer pomaže u određivanju odgovarajuće strategije revizije, obima i načina na koji se blagovremeno rukuje faktorom rizika da bi se imala efektivna i efikasna kompletna revizija. Takođe, proces planiranja uključuje navođenje koraka koje treba pratiti. Neke od mera uključuju razumevanje subjekta, internih kontrola i postojećeg rizika. Pored toga, planiranje podrazumeva i definiciju obima revizije, vremena, okvira finansijskog izveštavanja, ključnih datuma, materijalnosti i početne procene, razumevanje kontrolnog okruženja entiteta. Ovo je deo faze izvršenja. Ovo razumevanje omogućava revizoru da predvidi rizik materijalnih grešaka. Od revizora se očekuje da dobiju detaljan pregled klijenta i industrije u kojoj posluje. Neke od stavki

koje se razmatraju u ovoj fazi uključuju industrijske, lokalne i međunarodne propise.

Ostala ključna razmatranja uključuju prirodu organizacije, interne kontrole i istoriju organizacije. Ovaj korak je praćen dokumentacijom i revizijskim dokazima. Svrha ovog koraka je prikupljanje dokaza koji podržavaju revizorsko mišljenje. U ovoj fazi, revizor može da izvrši test kontrolu kako bi testirao sistem. Neophodan je adekvatan test usaglašenosti procedura i suštinski test da bi se utvrdila efikasnost postojeće interne kontrole. Ovi testovi omogućavaju revizoru da veruje u kredibilitet sistema ili da ga dovede u pitanje. U ovoj fazi, revizor se koncentriše samo na kritične kontrolne račune ili oblasti u kojima su slabosti uobičajene. Takođe, revizor se može uključiti u materijalne postupke. Primeri uključuju procenu svake transakcije i ravnotežu kritičnih unosa.

Poslednji korak u procesu revizije je zatvaranje. Ovaj korak zahteva od revizora da proceni prikladnost prikupljenih dokaza za proces revizije. Proces završetka zahteva od revizora da osigura da je ceo proces dokumentovan i da su dokazi na odgovarajući način organizovani. Neke od aktivnosti koje su uključene u proces završetka obuhvataju analitičku proceduru, pregled naknadnih događaja, potvrdu neograničenosti poslovanja i izveštavanje.

AI u reviziji AI kako su opisali Issa et al. (2016) je kompjuterski program sa sposobnošću donošenja uravnoteženih odluka, oponašajući „kognitivnu“ funkciju povezanu sa ljudskim umom i sposoban da posmatra okolinu i preuzima radnje koje maksimiziraju njegove šanse za postizanje cilja. Integrisanje veštačke inteligencije u svaki korak procesa revizije će ukloniti zadatke koji se često ponavljaju u procesu i učiniti analizu velikih količina podataka kako bi revizorima bilo lakše da dublje razumeju poslovanje,<sup>146</sup> uz olakšavanje koncentracije na aktivnosti koje će doneti najveću vrednost klijentima, pošto je procena rizika od materijalno značajnih grešaka ključni deo revizije. Od revizorora se očekuje se da će sprovesti testove transakcija kako bi se uverili da nema pogrešnih prikazivanja, jer ako finansijski uticaji nisu tačno evidentirani, finansijski izveštaji će sigurno biti materijalno pogrešno prikazani. Ako se neovlašćene transakcije i/ili druge nepravilnosti ne otkriju na vreme, revizorima može biti teško da ih kasnije shvate.

Alati u reviziji zasnovani na veštačkoj inteligenciji olakšavaju otkrivanje tako

---

<sup>146</sup> Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Research Ideas for Artificial Intelligence in Auditing: The Formalization of Audit and Workforce Supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), 1-20.

visokorizičnih transakcija, što ručna revizija ponekad možda neće u potpunosti obuhvatiti kao rezultat testiranja populacije uzorka, za razliku od AI tehnologije koja omogućava potpuno testiranje populacije. U implementaciji tehnologija, revizorska profesija zaostaje za poslovnom oblasti. Međutim, istraživano je da je ovo polje pogodno za naprednu tehnologiju i automatizaciju kao rezultat njegove „intenzivnosti rada i raspona struktura odlučivanja“ i da su AI sposobnosti u reviziji posebno usredsređene na „automatizaciju radno intenzivnih zadataka“. Baldwin, Braun i Trinkl (2006) u svojoj studiji ponavljaju ranije upotrebe različitih sistema zasnovanih na veštačkoj inteligenciji u reviziji kako bi uključili izvođenje analitičkih procedura pregleda i procenu rizika, pomogli u zadacima klasifikacije (npr. naplativi dug ili loš dug), procene materijalnosti, procene interne kontrole i presude o vremenskoj neograničenosti poslovanja.<sup>147</sup>

Kako je pojava kompjutera transformisala obim i metode revizije, pojava analitike takođe menja vreme revizije, čineći je više proaktivnom nego reaktivnom i generalno povećavajući efektivnost i efikasnost. Pojava veštačke inteligencije uvodi spoznaju u automatizaciju, jer omogućavanje usvajanja alata koji mogu oponašati ljudske aktivnosti u procesima revizije doprinosi efikasnijem obavljanju zadataka uz potencijalno omogućavanje organizacijama da postignu postavljene ciljeve kvaliteta i efektivnog zadatka revizije u razumnom vremenskom okviru i po ceni.

## **7.6. Efikasnost i efektivnost revizije**

Efikasnost revizije ima različita značenja za različite ljude. Dok neki procenjuju efektivnost revizije na osnovu rezultata revizorskog zadatka, drugi to posmatraju iz svoje percepcije same revizorske firme. Formalno značenje vrti se oko „kvaliteta, kompetentnosti, procedura i nezavisnosti revizorske firme“. Efikasnost revizije se formalno može smatrati „kompletom nadležnosti, proceduralnih aranžmana, kontrole kvaliteta i osiguranja kvaliteta. Proceduralni aranžmani se mogu smatrati alatima koje koriste firme i pojedinci kako bi osigurali

---

<sup>147</sup> Baldwin, A. A., Brown, C. E., & Trinkle, B. S. (2006). Opportunities for Artificial Intelligence development in the accounting domain: The case for auditing. *Journal of intelligent systems in accounting, finance and management*, 14, 77-86.

da revizije budu u skladu sa tehničkim standardima, tj. APB [Odbor za revizorske prakse], i uzimajući u obzir dopunski materijal u APB Practic Notes and Bulletins” (Forum predsednika Komisije za reviziju ACCF, 2006). Revizijske procedure se mogu posmatrati kao „direktna posledica dostupnih tehnologija“. ISO 9000 (2000) definiše efektivnost kao „meru u kojoj su planirane aktivnosti realizovane i planirani rezultati postignuti“. Ovo uvek znači poređenje procesa revizije i njegovih postignutih rezultata sa postavljenim ciljevima.

Efikasnost revizije predstavlja stepen do kojeg revizija ostvaruje primarne ciljeve. Sa druge strane, efektivnost revizije predstavlja stepen u kome revizijska vežba daje najveću moguću vrednost na osnovu fiksnog nivoa inputa. Primeri inputa uključuju vreme upravljanja, obuku i sredstva kompanije. Postoji niz načina na koje AI uvodi i efektivnost i efikasnost revizije.

Na primer, unošenje računovodstvenih informacija u softver za reviziju može omogućiti revizorima da prikupljaju obrađene podatke u pozadini. Nakon dobijanja ishoda, revizori moraju profesionalno proceniti rezultate vežbe istraživanja, primenjujući stručna znanja revizije. U isto vreme, revizori moraju nastaviti da poštuju profesionalne zahteve, kao što je deljenje revizorskih informacija putem platformi za deljenje podataka. Razmena informacija će omogućiti revizorima da primaju i upoređuju podatke sa drugim revizorima širom industrije. Osim gore klasifikovanih metoda, AI poboljšava reviziju kroz odgovarajuću razmenu informacija između revizora i sistema. AI poboljšava razgovor između svih zainteresovanih strana uključenih u proces revizije.

U nekim realizacijama, AI sistemi koriste modele mašinskog učenja da klasifikuju poruke i povećaju nivo poverenja za revizore. Ako je prag poruka nizak, sistemi šalju poruke na dalju analizu ljudi. Ovaj proces se naziva određivanje prioriteta. U uobičajenim metodama revizije, isti proces je moguć kroz intervenciju revizora. Automatska klasifikacija je efikasna jer mašine obezbeđuju ključne reči koje revizori koriste da identifikuju prioritetne oblasti.

Drugi način na koji AI transformiše reviziju je eliminacija suvišnih zadataka. Na primer, blockchain tehnologija će revolucionisati knjigovodstvo eliminisanjem metode dvojnog knjigovodstva. Evidencija transakcija između poverilaca i dužnika biće evidentirana u blokčejn mrežama. I dužnici i poverioci će imati privatne naloge u blokčejn mrežama. Ova promena će promeniti knjigovodstvo iz procesa u trenutni unos. Kada dođe do prvog unosa, on se istog trenutka odražava na finansijske knjige. Ova mogućnost će doprineti da revizori prenesu sve knjige u blokčejn tehnologiju, čime se uklanja sukob interesa koji bi mogao da utiče na mrežu.

Istovremeno, nepromenljivost blokčejn tehnologije kao glavne knjige povećaće vrednost AI za revizore. Umesto da čuva informacije u centralnoj bazi podataka, sistem će obezbediti kvalitetan trag toka informacija. Odgovarajući primer primenljivosti tehnologije odnosi se na usklađenost sa propisima. Obično je poštovanje propisa skup i neefikasan zahtev za većinu kompanija. Na primer, Kira sistemi su kreirali softver koji može da analizira ugovore kao i druge dokumente kao što su ugovori o lizingu i spajanju. Drugi primer je sistem H&R koji je uveo IBM preko AI platforme. Korišćenje ovih sistema pomaže klijentima u ispunjavanju obaveza podnošenjem izveštaja na uredan i proverljiv način. Umesto da spreče više dokumenata za pregled, regulatori i firme mogu lako da kreiraju tačke za deljenje podataka za laku razmenu informacija. Sistem vodi računa o faktorima koji određuju usklađenost preduzeća u pitanju. Primeri uključuju datum podnošenja prijave, status i običan prihod.

IBM je obučio Watsona unoseći hiljade odgovora i pitanja u vezi sa porezom. Korišćenjem ovog sistema, revizori mogu iskoristiti znanje mašine za analizu informacija o klijentu. Slično tome, Accenture koristi AI da poveća šanse za otkrivanje prevare. Softver analizira podatke generisane iz transakcija u realnom vremenu. Kao rezultat toga, revizori mogu otkriti prevaru u trenutku kada se dogodi. Nakon otkrivanja, revizori presreću transakcije i sprečavaju lažne mreže koje imaju obrazac prevare. AI na taj način unosi proaktivnost u proces revizije.

Drugi način na koji AI transformiše reviziju je integracija analize podataka u realnom vremenu. Integracija AI sistema ima i pozitivne i negativne efekte na reviziju. U početku, revizori su se fokusirali na prethodne informacije gde bi revizori verifikovali finansijski učinak koji su prijavili menadžeri. Uvođenje AI u sisteme revizije promenilo je fokus sa prošlih informacija na analizu podataka u realnom vremenu. Savremeni investitori radije donose odluke o ulaganjima na osnovu podataka u realnom vremenu, za razliku od prethodnih izveštaja o učinku kompanija. Odgovarajući pristup ovom zahtevu je kontinuirana revizija, za razliku od revizije koja se sprovodi nakon fiskalnog perioda.

Kada se rukuje korporativnim informacijama, postoje dve kategorije – strukturirane i nestrukturirane informacije. S jedne strane, strukturirane informacije predstavljaju organizovane podatke i kojima je lako rukovati,<sup>148</sup> s druge strane, nestrukturirani podaci predstavljaju

---

<sup>148</sup> Commerford, B., Joe, J., Dennis, S., & Wang, J. (2019). COMPLEX ESTIMATES AND AUDITOR RELIANCE

informacije sa minimalnom organizacijom i kojima je teško rukovati. Osim ove dve kategorije, postoje i polustrukturirani podaci koji predstavljaju informacije sa ograničenim nivoom strukture. Oko 39% revidiranih podataka je strukturirano, 41% je polustrukturirano, dok je preostalih 20% nestrukturirano. Iako su polustrukturirani zadaci viši od druge dve kategorije, strukturirani zadaci su posebno podložni automatizaciji. Ova razlika je zato što polustrukturirani podaci takođe uključuju suštinske procedure kao i testiranje internih kontrola. Elewa i El-Haddad (2019) veruju da će u budućnosti polustrukturirani podaci postati automatizovani jer je nivo prosuđivanja potreban za rukovanje ovim podacima ograničen. Osim toga, nivo podataka koji se koriste u reviziji se povećava u nedavnoj prošlosti jer su revizorima potrebna AI i analitika podataka, što znači da će se strukturirani zadaci obavljati pomoću AI tehnologije za razliku od ljudski revizora.<sup>149</sup>

### **7.7. Etika revizije**

Povećanje automatizacije će promeniti fokus revizije, kao i uloge i nivoe uključenosti revizora. Uprkos ovim promenama, odgovornost revizora će ostati nepromenjena. AI obećava da će omogućiti pregled nestrukturiranih podataka, a istovremeno će omogućiti pregled informacija u realnom vremenu. Ove prednosti se odnose na disperzovane podatke za razliku od centralizovanih informacija, čime se proširuje obim pristupa podacima. Uprkos gore navedenim prednostima, revizori bi trebalo da koriste profesionalnu procenu, istovremeno zadržavajući profesionalni skepticizam. Prednost skepticizma je da se osigura da revizori verifikuju podatke pre nego što ih usvoje kao pošteno predstavljanje finansijskog položaja kompanije. Balans profesionalizma i skepticizma je osetljiv zahtev za koji su potrebne duboke kognitivne sposobnosti. Iako tehnologija može da oponaša ljudske sposobnosti, nejasno je da li sistemi veštačke inteligencije mogu da održe visok standard ravnoteže dve funkcije. Osim toga, revizori su obavezni da izvrše konkretnu procenu rizika od prevare. Sposobnost sprovođenja ovih procena je važna za kvalitet revizije. I revizori početnog nivoa i sistemi veštačke inteligencije

---

ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE. Abingdon: Routledge.

<sup>149</sup> Elewa, M. a.-H. (2019). The Effect of Audit Quality on Firm Performance: A Panel Data Approach. *International Journal of Accounting and Financial Reporting*, 299-244.



možda nemaju kapacitet da sprovedu pouzdanu procenu rizika.

Korišćenje ekspertskih sistema omogućava revizorima početnih nivoa da donesu bolje nalaze u proceni rizika od prevare. AudEk je obučavao revizore da donose bolje procene u narednim revizijama. Još jedna etička implikacija sa kojom se revizori suočavaju je koncept materijalnosti. Koncept predviđa da su informacije materijalne ako njihovo izostavljanje, pogrešno prikazivanje ili prikrivanje u finansijskim izveštajima izaziva značajne efekte na odluke investitora.<sup>150</sup>

Pre započinjanja revizije, revizori moraju odvojiti materijalne od nematerijalnih informacija. Obično se materijalnost odnosi na pogrešna prikazivanja koja utiču na celokupne finansijske izveštaje. U nekim slučajevima, materijalnost može proizaći iz akumulacije višestrukih nematerijalnih grešaka. Integracija automatizovanih AI sistema uvodi manje greške koje rizikuju da se akumuliraju i da izazovu materijalne greške.

## **7.8. Profesionalni pristup usvajanju AI**

Pogled na profesionalni ugao usvajanja AI u revizorskoj profesiji je takođe svrsishodan. Unapređenje informacionih tehnologija i dostupnost sposobnih sistema ne samo da menjaju način na koji se posluju, već i transformišu profesije i profesionalni rad. Ovo će na neki način ličiti na to kako je industrijalizacija transformisala tradicionalni zanat. Revizija je profesija koja zahteva mnogo znanja, poznavanje poslovnog prava, računovodstva, korporativnog upravljanja, oporezivanja i principa revizije deo su obuke u stručnim kvalifikacijama koje se traže od revizora. Uključivanje drugih sjajnih ličnih kvaliteta kao što su integritet, objektivnost, nezavisnost, sposobnost izražavanja i komunikacije i dobrog prosuđivanja su takođe kvaliteti koji se očekuju od revizora kako bi se istakao u revizorskoj profesiji.

Postoji uputstvo objavljeno u Međunarodnoj organizaciji za standardizaciju (ISO), ISO 19011:2011, za reviziju sistema menadžmenta koji uključuje ispunjavanje zahteva za sticanje revizorskih kompetencija. U smernicama je navedena opsežna lista zahteva za kompetencijom kako bi se osiguralo da revizori i revizorski timovi imaju adekvatne veštine za postizanje ciljeva

---

<sup>150</sup> Arfaoui, F., Damak-Ayadi, S., Ghram, R., & Bouchekoua, A. (2016). Ethics education and accounting students' level of moral development: Experimental design in Tunisian audit context. *Journal of business ethics*, 161-173.

revizije. Od revizora se zahteva korišćenje profesionalnog rasuđivanja i održavanje profesionalnog skepticizma tokom celog procesa revizije.

### **7.9. Revizija budućnosti**

Revizija budućnosti će verovatno imati mnogo manje interakcije između čoveka i čoveka u vezi sa veoma repetitivnim zadacima i zadacima zasnovanim na pravilima. Alati za interfejs bi se mogli koristiti za automatsko deljenje informacija u realnom vremenu sa AI alatima eksternog revizora, koji zauzvrat mogu analizirati, testirati i označiti anomalije ili probleme koji zahtevaju pažnju revizora. Ovo bi fokusiralo ljudsku interakciju na visokorizične transakcije za razliku od rutinskih ispitivanja. Prema ovom scenariju, alati AI bi mogli da identifikuju neobične transakcije, a istovremeno pružaju uvid u relevantna razmatranja koja bi revizor mogao uzeti u obzir, uključujući primenljive standarde (računovodstvo, obelodanjivanje, revizijski ili regulatorni standardi), slične istorijske situacije ili ishode iz javno dostupnih izvora (uključujući slične situacije iz grupa vršnjaka iz industrije).

Alat za veštačku inteligenciju takođe može da analizira zapisnike sa sastanaka odbora ili ključne komunikacije kako bi pomogao revizoru da identifikuje dodatne rizike i traženje relevantnih pratećih informacija, kao i zakazivanje sastanaka sa odgovarajućim pojedincima radi diskusije o pitanjima revizije. Ovo je sve pored mogućnosti da obrađuje velike količine podataka (kao što je čitanje bankovnih izvoda i pravnih ugovora) i usaglašava računa mnogo puta brže od ljudskog revizora i sa manje grešaka.

Napredne tehnologije pružaju obilje informacija revizoru koje im omogućavaju da donesu sud. Ali revizor će i dalje biti taj koji donosi tu presudu. Tehnologija je pokretač i nema premca kada je u pitanju identifikovanje korelacija između skupova podataka ili varijabli. Međutim, potreban je ljudski uvid i iskustvo da bi se konačno razumeo kontekst koji leži u osnovi rezultata, kao i uzročnost rezultata u odnosu na pružene inpute. Rezultati AI su, u najboljem slučaju, verovatnoća predviđanja zasnovana na zaključcima u korelaciji podataka i ne treba ih uzimati kao istine (tj. predviđanja nisu nužno „tačan“ odgovor). Revizor treba da koristi profesionalnu procenu da proceni rezultate AI u kombinaciji sa drugim dokazima. AI alati mogu dati drugi nivo uvida, ali oni nisu jedini odgovor. Revizor potvrđuje informaciju i utvrđuje da li

je to anomalija i, što je još važnije, utvrđuje šta ona implicira ili kako zaključiti koliko je odgovarajući tretman informacije. Kao rezultat toga, za CPA će biti još važnije da poseduju veštine izvan stručnosti u statutima računovodstva i revizije do fundamentalnih osnova računovodstva i revizije i poslovnih procesa.

Na primer, oni mogu pitati:

- Zašto se ova transakcija dešava?
- Zašto bi trebalo da se prijavi kao imovina?
- Kako da znam da je populacija transakcija kompletna?

Naoružani ovim znanjem, revizori mogu proceniti transakciju. Revizori takođe mogu da vide promene u svojim multidisciplinarnim timovima kako bi uključili niz CPA, koji nisu CPA ili specijaliste sa dodatnom tehničkom stručnošću. Stručnjacima za reviziju će biti potrebno više znanja o nauci o podacima, upravljanju podacima i tehnikama mašinskog učenja (kako one funkcionišu, kao i njihova ograničenja). Biće potrebno poboljšano razumevanje IT-a, analize podataka, prikupljanja podataka i planiranja resursa preduzeća zajedno sa veštinama kao što su kritičko razmišljanje, analiza i kreativnost. Da bi pripremile nove CPA, mnoge firme i škole ažuriraju svoju obuku i nastavne planove i programe kao odgovor na ažuriranja mape kompetencija i okvira.

Kako AI nastavlja da napreduje i klijenti implementiraju alate omogućene za veštačku inteligenciju u svoje procese, mogle bi se pojaviti nove ponude za angažovanje uveravanja:

- Izveštavanje sa uverenjem o klijentovom AI alatu (npr. izlaz, algoritam ili parametri, ako algoritam deluje onako kako je dizajniran, ili ako postoji pristrasnost u osnovnim podacima ili algoritmu).

- Izveštavanje o uverenju o kontrolama i procesu klijentovih alata AI (npr. izveštaji o kontroli sistema i organizacije (SOC) ili drugi angažmani zasnovani na uverenju/potvrđivanju). Iako izveštavanje o kontrolama nije potpuno nova ponuda, koje kontrole se testiraju i način na koji revizori testiraju te kontrole može da se promeni.

- Izveštavanje sa uverenjem o klijentovom odgovarajućem korišćenju AI (npr. upravljanje korišćenjem veštačke inteligencije, usklađenost sa regulatornim ili etičkim zahtevima).

- Izveštavanje o sigurnosti o aplikacijama robotske automatizacije procesa (RPA) sa omogućenom umetnom inteligencijom. Oni se već mogu testirati na isti način kao i bilo koja

kontrola zavisna od IT (npr. razumeti šta alat ili aplikacija radi, testirati uzorak da potvrdi to razumevanje, testirati podešavanje, proceniti prihvatanje korisnika, proceniti upravljanje promenama). Ovo izveštavanje može vremenom postati istaknutije i češće kako procesi i aplikacije postaju sve sofisticiraniji.

Šta revizori mogu da urade da uđu u igru? Svi svakodnevno radimo sa računarima, a ipak većina nas ne zna kako funkcioniše mikročip ili šta je na matičnoj ploči. Isto tako, revizori ne moraju da postanu stručnjaci za algoritme i matematičku teoriju koja je u osnovi AI da bi naučili o upotrebi i alatima AI.

Revizori bi trebalo da se usmere na sledeće:

1. Informišite se i obrazujte. Pročitajte o mogućnostima veštačke inteligencije i alatima koji su na tržištu. Budite znatiželjni o tome kako druge organizacije koriste veštačku inteligenciju i da li postoje slične ideje koje se mogu razmotriti za vašu organizaciju.

- Saznajte više o veštačkoj inteligenciji (pogledajte A CPA-ov Uvod u AI: od algoritama do dubokog učenja, šta treba da znate i druge resurse identifikovane u ovoj publikaciji).
- Aktivno nadgledajte razvoj uverenja i strategije koje koriste veštačku inteligenciju.

- Povećajte svoje razumevanje mogućnosti i rizika povezanih sa korišćenjem veštačke inteligencije u revizorskim angažmanima.

- Pitajte kako klijenti implementiraju AI. Od revizora se traži da razumeju sisteme svojih klijenata, uključujući one situacije u kojima su klijenti implementirali AI u procese finansijskog izveštavanja.

- Produbite svoje znanje pohađanjem seminara za profesionalni razvoj i vebinara kao polazne tačke za unapređenje znanja o AI i srodnim temama kao što su podaci, analitika ili automatizacija.

2. Identifikujte lidere veštačke inteligencije u vašoj organizaciji. Ako ih nema, pitajte "Zašto ne?" Razumevanje kome u vašoj organizaciji treba da pristupite staviće vas u bolju poziciju da podržite opipljive promene i primenu svih mogućnosti veštačke inteligencije koje identifikujete.

3. Identifikujte mogućnosti za automatizaciju. Kada shvatite dostupne alate i aplikacije i sa kim u organizaciji možete razgovarati, imaćete znanja i kontakte da utičete na promene na osnovu identifikovanih prilika. Budite strateški.

- Idealno mesto za početak je sa mogućnostima visoke koristi i malog napora. Proces

koji se mogu automatizovati su dosledni i ponavljaju se po prirodi (npr. pregled tabela, filtriranje i sortiranje informacija, pregled dokumenata i ručno unošenje informacija u sisteme evidencije, ili praćenje procesa donošenja odluka na osnovu činjenica i okolnosti).

- Razmotriti digitalizaciju procesa revizije. Pribavite rasporede i dokaze od klijenata u elektronskom formatu kako biste zadržali potpuno elektronske revizije.

- Razmotrite ideje o tome kako da koristite automatizaciju i analitiku u svojoj reviziji.

4. Identifikujte mogućnosti za AI. Prepoznajte zadatke koji zahtevaju da tražite obrasce u podacima ili mogućnosti za proveru obrazaca u velikim količinama podataka koji bi bili izazovni ili dugotrajni za čoveka (npr. veći od određenog broja, iznad datuma, procenta, recipročnog recenzije, geografsko grupisanje ili kombinacije bilo čega od prethodno pomenutog).

- Razmislite o prikupljanju podataka i standardizovanju procesa za prikupljanje podataka od različitih klijenata u doslednom formatu. Ako se podaci dobijaju u doslednom, strukturiranom formatu, klijent za klijentom, iz godine u godinu, AI alate može biti lakše primeniti.

- Počnite prvo da implementirate AI procese u malom obimu i procenite rezultate koristeći profesionalnu procenu, kao i sve potencijalne uštede u efikasnosti.

5. Obratite se CPA Kanadi i AICPA. Pozdravljamo vaše predloge za moguće buduće publikacije u vezi sa veštačkom inteligencijom, uključujući dodatna razmatranja ili predložene odgovore na buduća razmatranja identifikovana u celoj publikaciji. Gore navedeno ne treba da bude sveobuhvatna lista, već vam može pomoći da počnete da razmišljate o AI i mogućnostima koje su dostupne vama i vašoj firmi.

## GLAVA OSMA: PRIKAZ REZULTATA ISTRAŽIVANJA

Istraživanje sprovedeno za potrebe ove doktorske disertacije odnosilo se na analizu stavova ispitanika u vezi sa primenom AI i ML u oblasti revizije. Empirijsko istraživanje baziralo se na utvrđivanju i analizi dobijenih stavova ispitanika u vezi sa različitim implikacijama na ovu oblast.

Za testiranje postavljenih hipoteza utvrđivane su uzročno-posledične veze odabranih varijabli. Cilj istraživanja bio je skoncentrisan na prikaz dobijenih odgovora ispitanika, prikazivanje njihovih stavova i utvrđivanje parametara koji su važni za dokazivanje ili opovrgavanje postavljenih hipoteza.

Deskriptivno longitudinalno istraživanje je dizajn istraživanja korišćenog u ovoj studiji jer je to najbolji izbor za opisivanje karakteristika populacije ili fenomena koji se proučava i ne odgovara na pitanja o tome kako, kada i zašto su se te karakteristike pojavile, već bavi se karakteristikama populacije ili situacije koja se proučava.

Alat za prikupljanje podataka koji se koristi ima dva dela, prvi je fokusiran na demografski profil ispitanika, a drugi deo je sastavljen od iznetih tvrdnji koje je ispitanici trebalo da potvrde ili da opvrgnu. Prikupljeni podaci su zbrojeni i predstavljeni u broju učestalosti, procentima i ponderisanim srednjim vrednostima da bi se omogućila jednostavna deskriptivna analiza.

Ispitanicima su ponuđeni odgovori rangirani na osnovu Likertove skale od 1. Apsolutno se ne slažem do 5. Apsolutno se slažem. Za obradu rezultata anketnog istraživanja korišćen je IBM SPSS softver za obradu podataka u oblasti društvenih nauka. Odgovori su obrađeni primenom deskriptivne statistike, komparativne metode i korelacione analize.

Za potrebe ovog istraživanja pripremljen je poseban upitnik koji je prosleđen elektronskim putem na 356 mejl adresa. Za finalnu obradu odabrano je ukupno 320 ispravnih upitnika.

Dobijeni rezultati prikazani su tekstualno, tabelarno, a analiza postavljenih hipoteza uključuje i grafički prikaz dobijenih rezultata.

Demografski podaci ispitanika:

**Tabela 2. Polna struktura ispitanika-statistički podaci**

**Statistics**

Pol

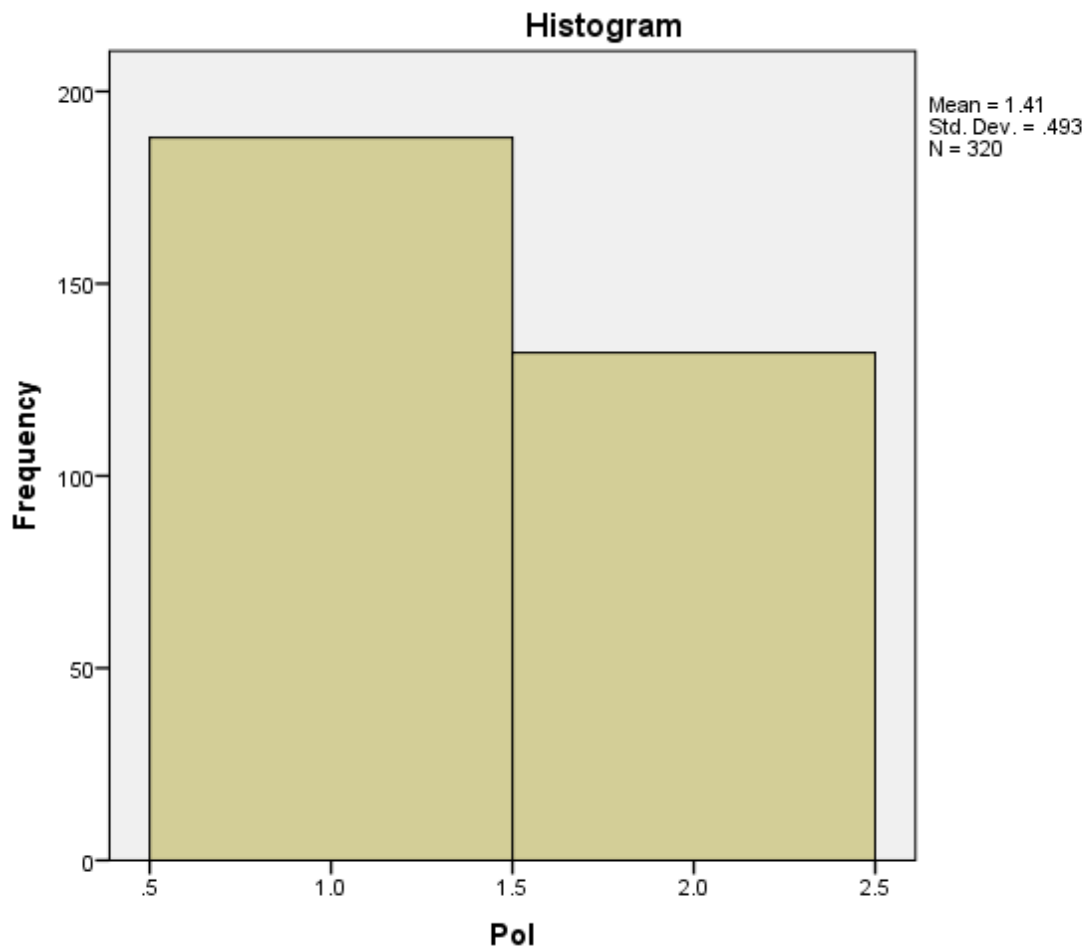
N	Valid	320
	Missing	0
Mean		1.41
Median		1.00
Mode		1
Std. Deviation		.493

**Tabela 3. Polna struktura ispitanika-frekvencija i procenti**

**Pol**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Muski	188	58.8	58.8	58.8
Zenski	132	41.3	41.3	100.0
Total	320	100.0	100.0	

U anketiranju je učestvovalo  $n = 188$  (58,8%) ispitanika muškog pola i  $n = 132$  (41,3%) ispitanika ženskog pola. Srednja vrednost zastupljenosti po polu je 1.41 a standardna devijacija .493.



**Grafik 1. Prikaz statističkih pokazatelja vezanih za polnu strukturu ispitanika**



**Tabela 4. Starosna struktura ispitanika-statistički podaci**

**Statistics**

Starost

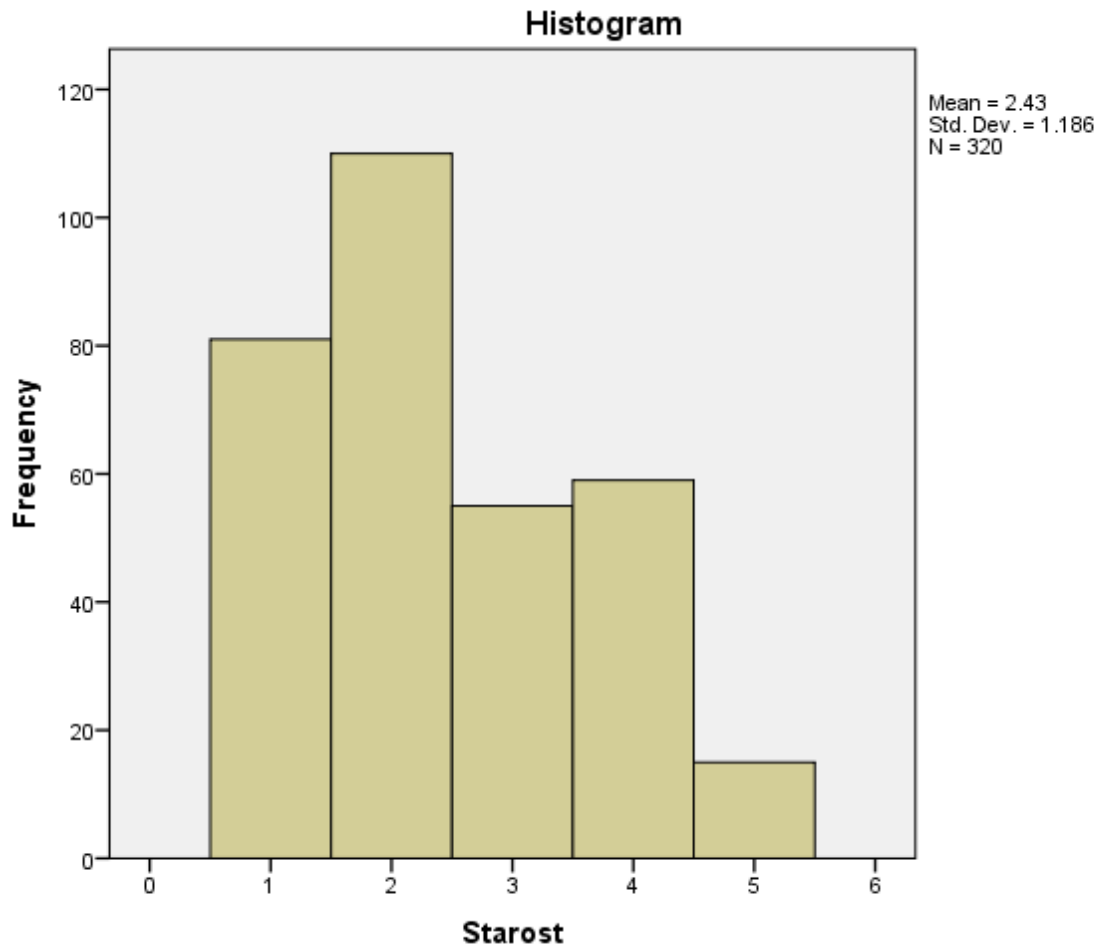
N	Valid	320
	Missing	0
Mean		2.43
Median		2.00
Mode		2
Std. Deviation		1.186

**Tabela 5. Starosna struktura ispitanika -frekvencija i procenti**

**Starost**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
18-25	81	25.3	25.3	25.3
26-35	110	34.4	34.4	59.7
36-45	55	17.2	17.2	76.9
46-55	59	18.4	18.4	95.3
56-65	15	4.7	4.7	100.0
Total	320	100.0	100.0	

U istraživanju je učestvovalo najviše ispitanika starosne grupe 26-35 godina n=110 (34,4%), a najmanje iz starosne grupe 56-65 godina n=15 (4,7%). Srednja vrednost zastupljenosti po starosnoj strukturi je 2,43 dok je standardna devijacija .1186.



**Grafik 2. Prikaz starosnih grupa ispitanika**

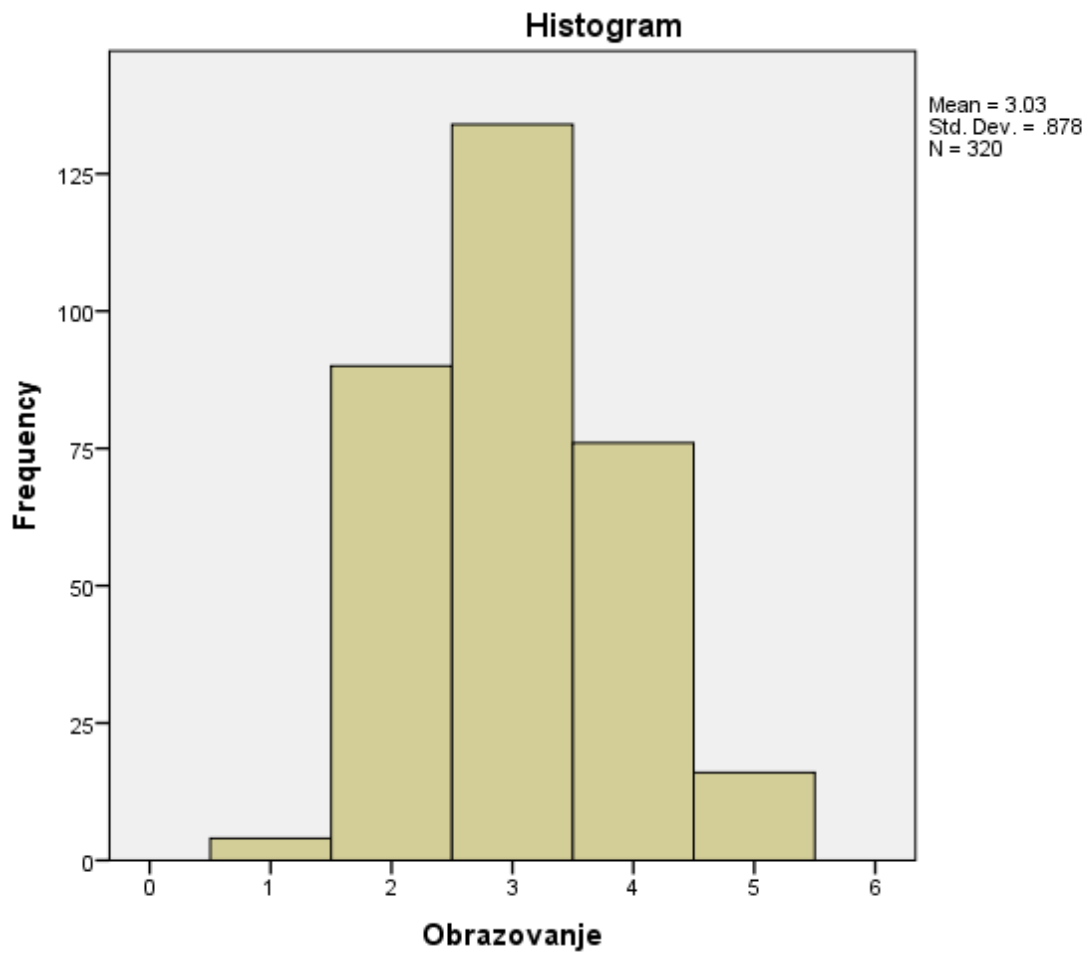
**Tabela 6. Stepen obrazovanja-statistički podaci**

<b>Statistics</b>		
Obrazovanje		
N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.03
Median		3.00
Mode		3
Std. Deviation		.878

**Tabela 7. Stepen obrazovanja - frekvencija i procenti**

<b>Obrazovanje</b>				
	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Osnovna Skola	4	1.3	1.3	1.3
SSS	90	28.1	28.1	29.4
Visa/Visoka Strucna sprema	134	41.9	41.9	71.3
Master	76	23.8	23.8	95.0
Doktorat	16	5.0	5.0	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Istraživanjem je bilo obuhvaćeno najviše ispitanika sa višom/visokom školskom spremom n=134 (41,9%), a najmanje sa doktoratom n=16 (5,0%) i osnovnom školom n=4 (1,3%). Srednja vrednost zastupljenosti po stepenu obrazovanja je 3,03 dok je standardna devijacija .878.



**Grafik 3. Prikaz stepena obrazovanja ispitanika**

Ispitivanje stavova ispitanika

P1. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije u poslovanju treba da primenjuju dostignuća AI i ML?

**Tabela 8. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P1**

**Statistics**

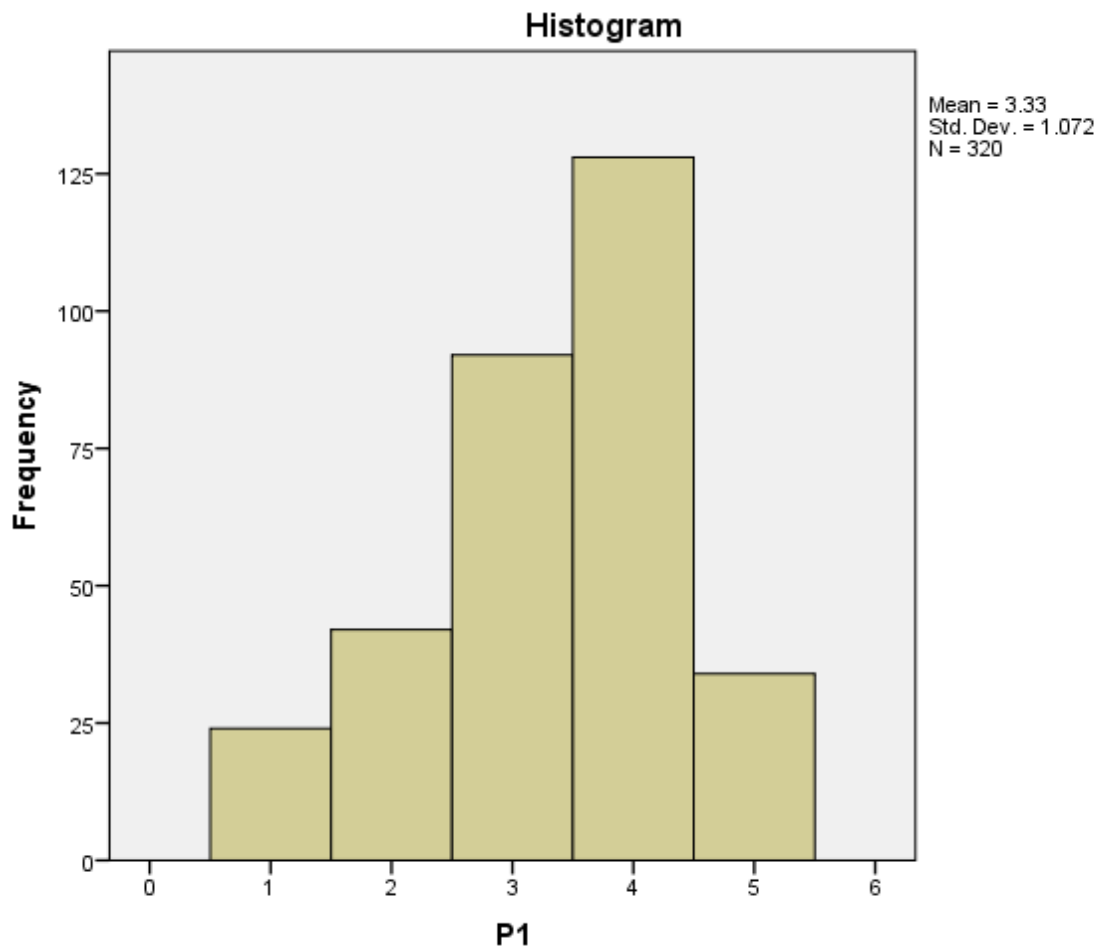
P1

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.33
Median		4.00
Mode		4
Std. Deviation		1.072

**P1**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	24	7.5	7.5	7.5
Uglavnom se ne slazem	42	13.1	13.1	20.6
Ne znam	92	28.8	28.8	49.4
Uglavnom se slazem	128	40.0	40.0	89.4
Potpuno se slazem	34	10.6	10.6	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika izjasnio se da se uglavnom slaže sa iznetom n=128 (40,0%) i da se potpuno slaže n=34 (10,6%). Srednja vrednost zastupljenosti je 3,33 dok je standardna devijacija 1.072.



**Grafik 4. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P1**

P2. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije treba da nastoje da dostignu usklađenost praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija?

**Tabela 9. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P2**

**Statistics**

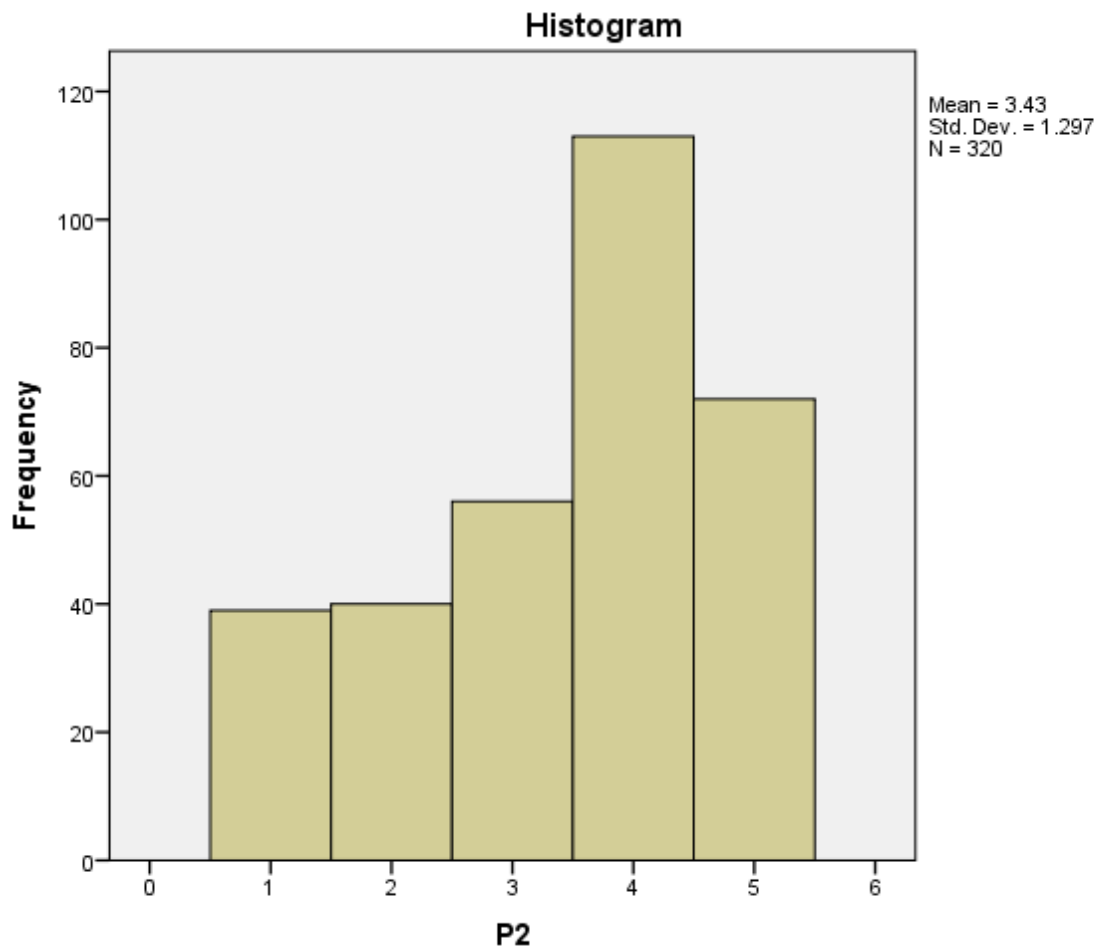
P2

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.43
Median		4.00
Mode		4
Std. Deviation		1.297

**P2**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	39	12.2	12.2	12.2
Uglavnom se ne slazem	40	12.5	12.5	24.7
Ne znam	56	17.5	17.5	42.2
Uglavnom se slazem	113	35.3	35.3	77.5
Potpuno se slazem	72	22.5	22.5	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika se uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom n=113 (35,3%) i potpuno se slaže n=72 (22,5%). Srednja vrednost odgovora je 3,43 a standardna devijacija 1.297.



**Grafik 5. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P2**



P3. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije treba da nastoje da osnaže radnu snagu u sektoru revizije?

**Tabela 10. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P3**

**Statistics**

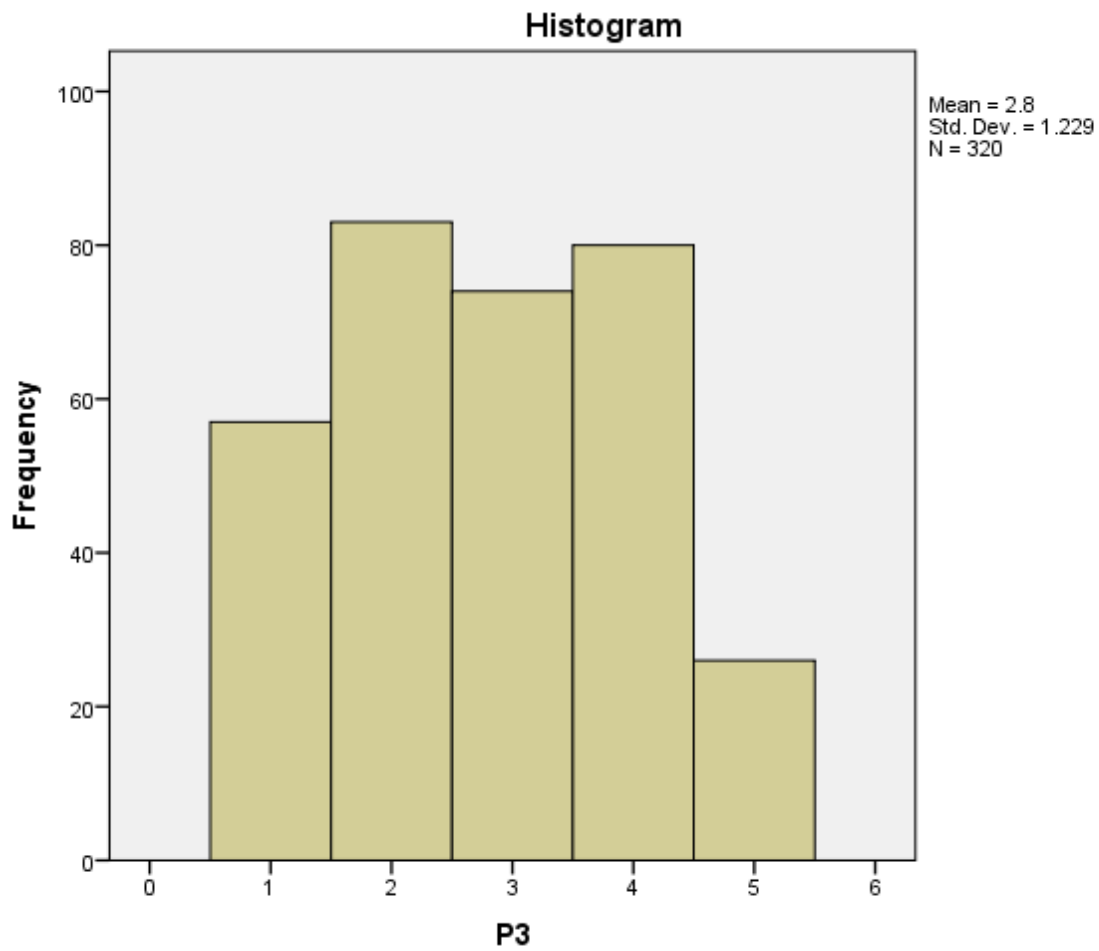
P3

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		2.80
Median		3.00
Mode		2
Std. Deviation		1.229

**P3**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	57	17.8	17.8	17.8
Uglavnom se ne slazem	83	25.9	25.9	43.8
Ne znam	74	23.1	23.1	66.9
Uglavnom se slazem	80	25.0	25.0	91.9
Potpuno se slazem	26	8.1	8.1	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Ispitanici se uglavnom slažu sa iznetom tvrdnjom n=80 (25,0%) i potpuno se slaže n=26 (8,1%). Srednja vrednost odgovora je 2,80 a standardna devijacija 1.229.



**Grafik 6. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P3**

P4. Da li se slažete sa tvrdnjom da radna snaga upoznata sa procesom automatizacije doprinosi pozitivnijem kvalitetu revizije?

**Tabela 11. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P4**

**Statistics**

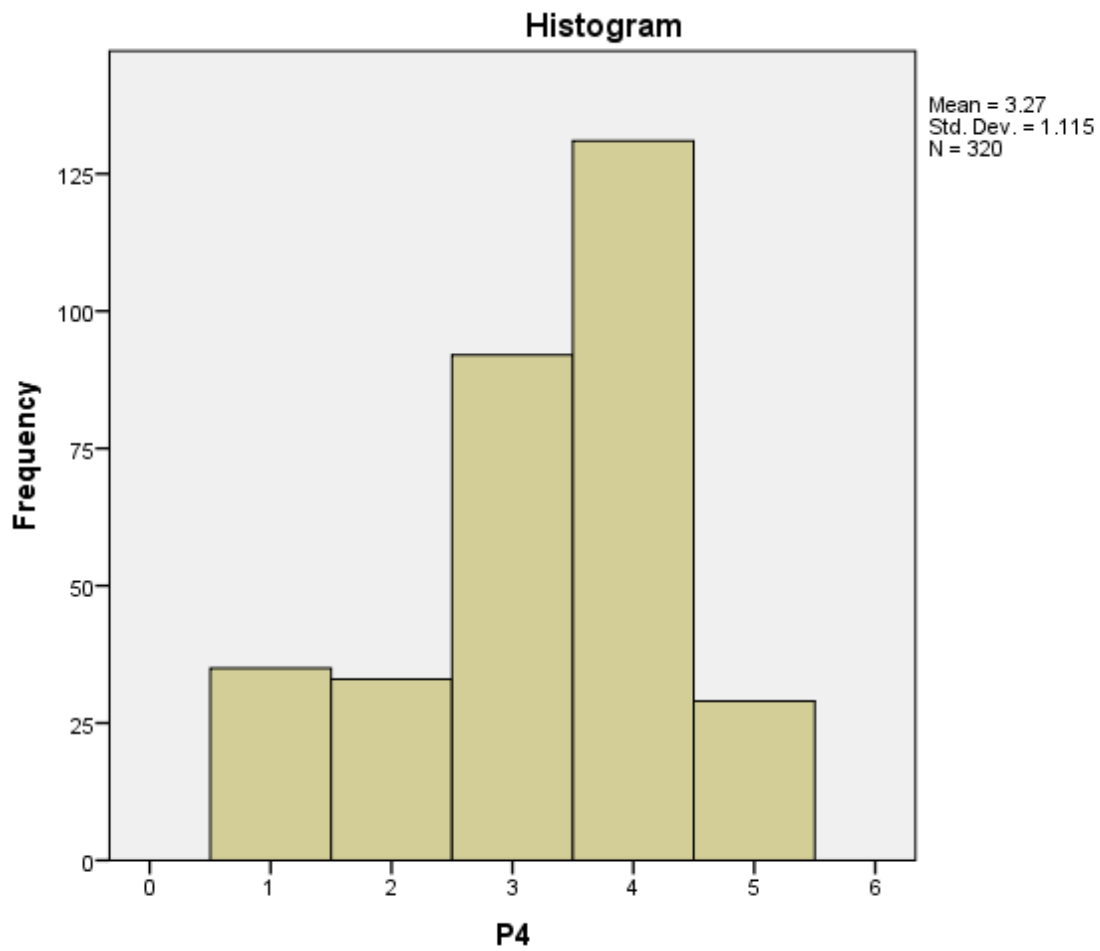
P4

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.27
Median		3.50
Mode		4
Std. Deviation		1.115

**P4**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	35	10.9	10.9	10.9
Uglavnom se ne slazem	33	10.3	10.3	21.3
Ne znam	92	28.8	28.8	50.0
Uglavnom se slazem	131	40.9	40.9	90.9
Potpuno se slazem	29	9.1	9.1	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Ispitanici se uglavnom slažu sa iznetom tvrdnjom n=131 (40,9%) i n=29 (9,1%) ispitanika se potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 3,27 a standardna devijacija 1.115.



**Grafik 7. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P4**

P5. Da li se slažete sa tvrdnjom da su menadžeri najodgovorniji za stvaranje organizacionog okruženja sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština?

**Tabela 12. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P5**

**Statistics**

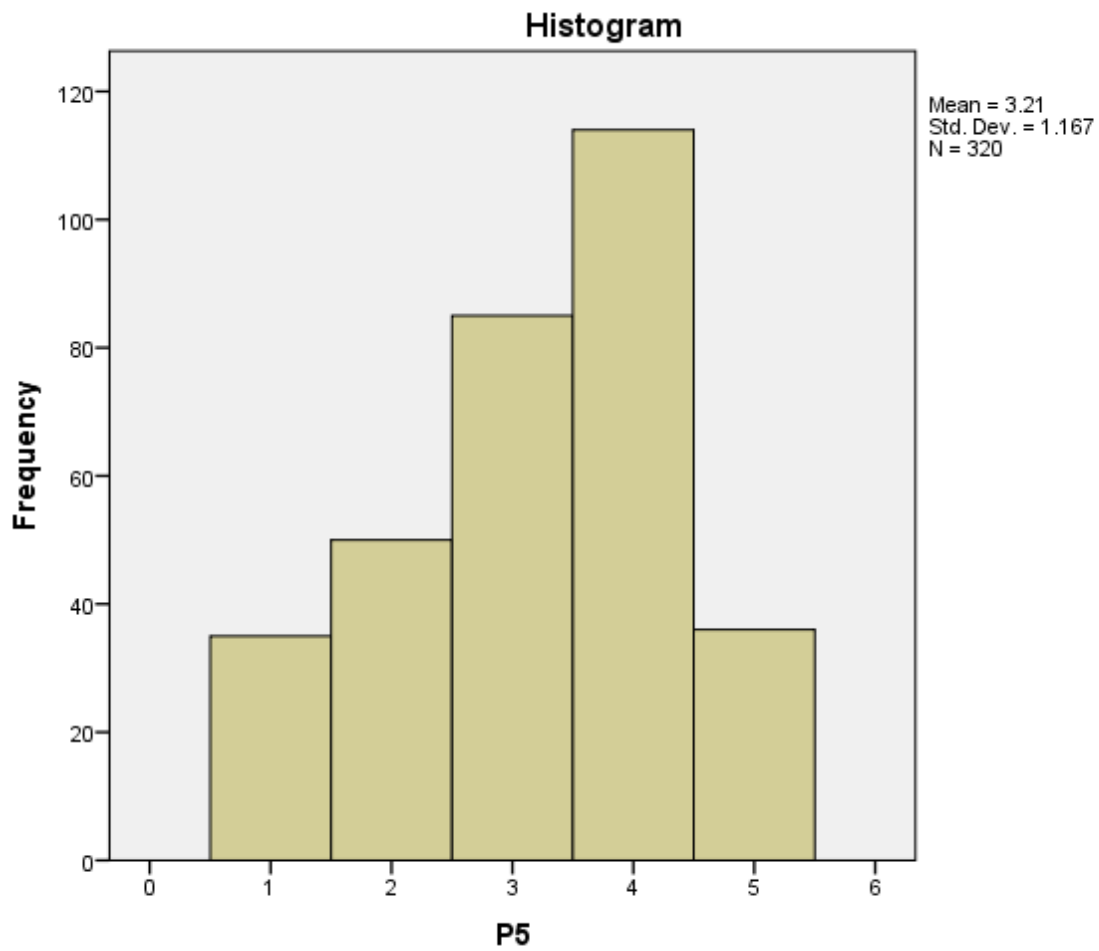
P5

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.21
Median		3.00
Mode		4
Std. Deviation		1.167

**P5**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	35	10.9	10.9	10.9
Uglavnom se ne slazem	50	15.6	15.6	26.6
Ne znam	85	26.6	26.6	53.1
Uglavnom se slazem	114	35.6	35.6	88.8
Potpuno se slazem	36	11.3	11.3	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=114 (35,6%) uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom, dok se n=35 (11,3%) potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 3,21 a standardna devijacija 1.167.



**Grafik 8. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P5**

P6. Da li se slažete sa tvrdnjom da samo ako je organizaciona klima adekvatna veštačka inteligencija će pozitivnije funkcionisati u oblasti interne revizije?

**Tabela 13. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P6**

**Statistics**

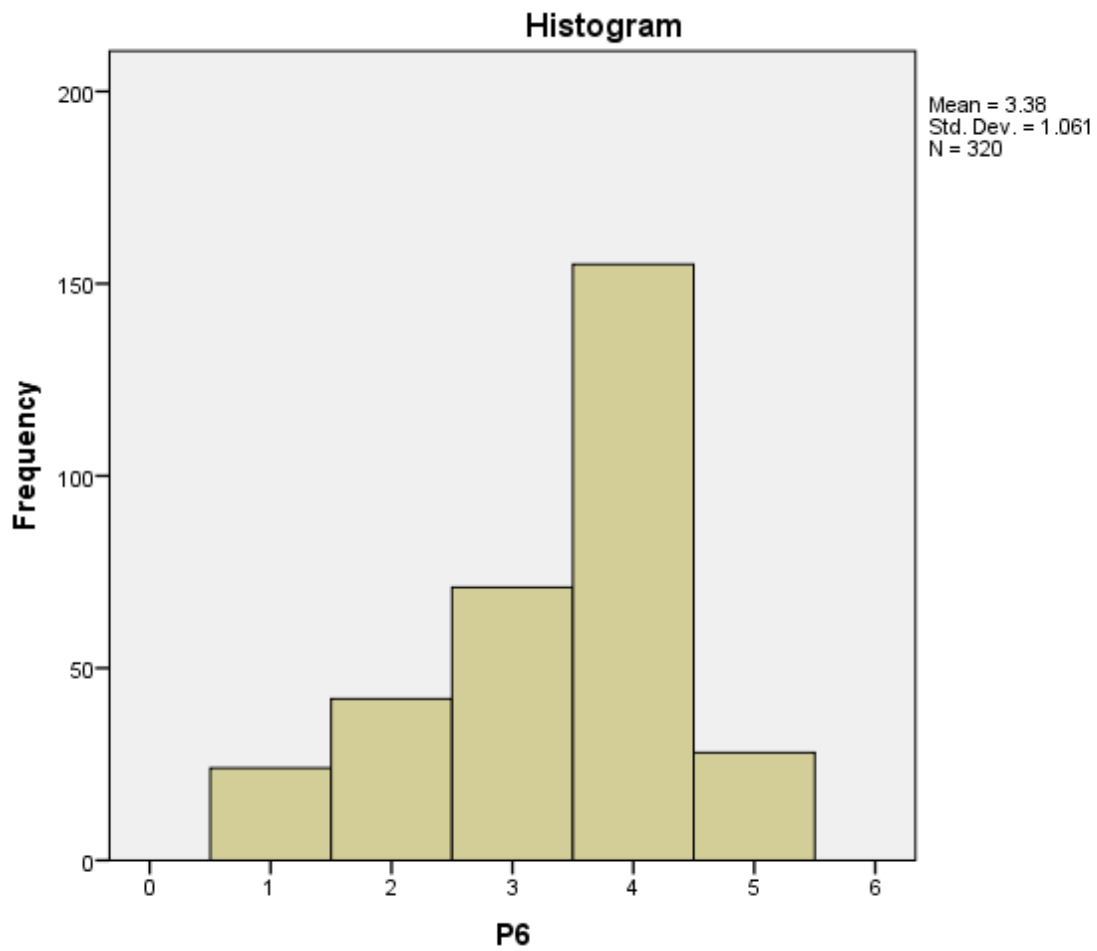
P6

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.38
Median		4.00
Mode		4
Std. Deviation		1.061

**P6**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	24	7.5	7.5	7.5
Uglavnom se ne slazem	42	13.1	13.1	20.6
Ne znam	71	22.2	22.2	42.8
Uglavnom se slazem	155	48.4	48.4	91.3
Potpuno se slazem	28	8.8	8.8	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=155 (48,4%) se uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom, n=28 (8,8%) se potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 3,38 a standardna devijacija 1.061.



**Grafik 9. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P6**



P7. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije moraju kontinuirano ažurirati primenu AI u reviziji zbog ubrzanih tehnoloških promena?

**Tabela 14. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P7**

**Statistics**

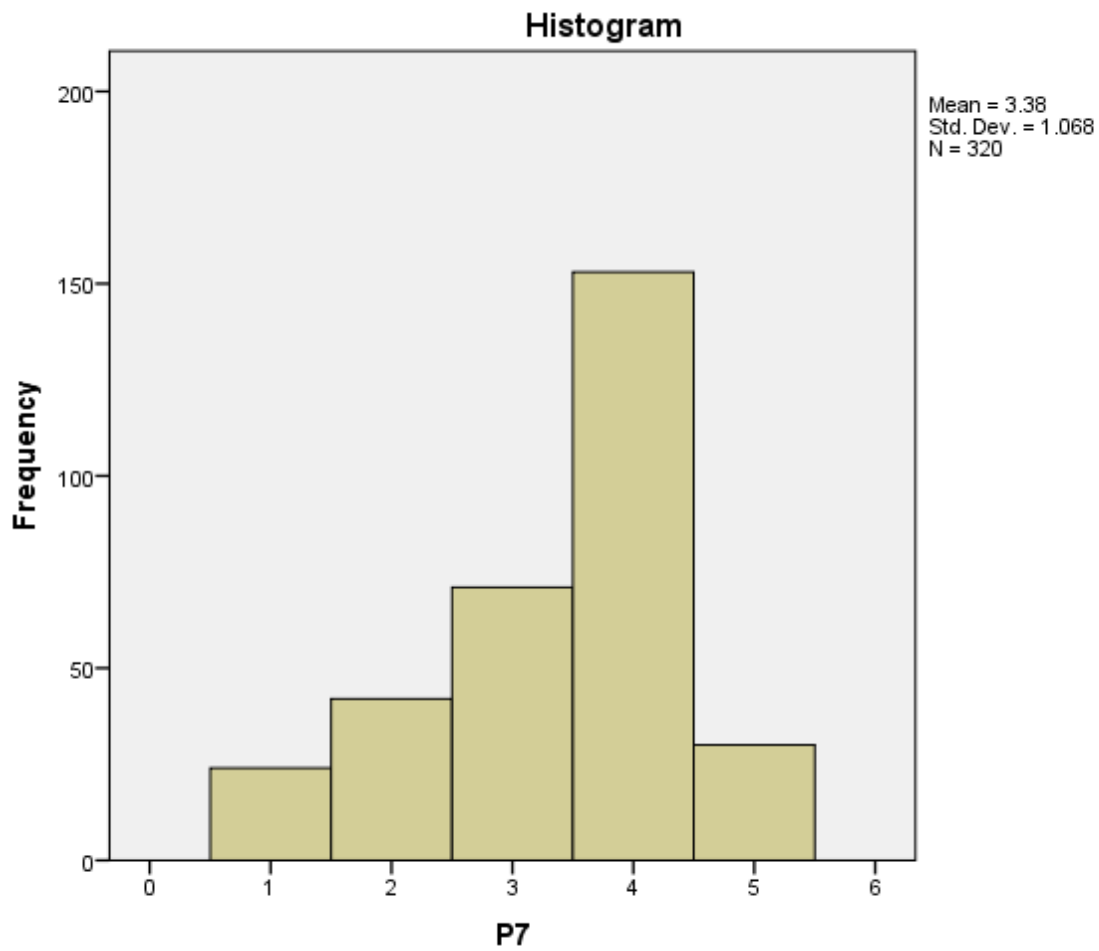
P7

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.38
Median		4.00
Mode		4
Std. Deviation		1.068

**P7**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	24	7.5	7.5	7.5
Uglavnom se ne slazem	42	13.1	13.1	20.6
Ne znam	71	22.2	22.2	42.8
Uglavnom se slazem	153	47.8	47.8	90.6
Potpuno se slazem	30	9.4	9.4	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=153 (47,8%) se uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom, n=30 (9,4%) se potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 3,38 a standardna devijacija 1.068.



**Grafik 10. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P7**

P8. Da li se slažete sa tvrdnjom da se konkurentnost na globalnom tržištu ostvaruje samo implementacijom apdejtovanih dostignuća u oblasti AI?

**Tabela 15. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P8**

**Statistics**

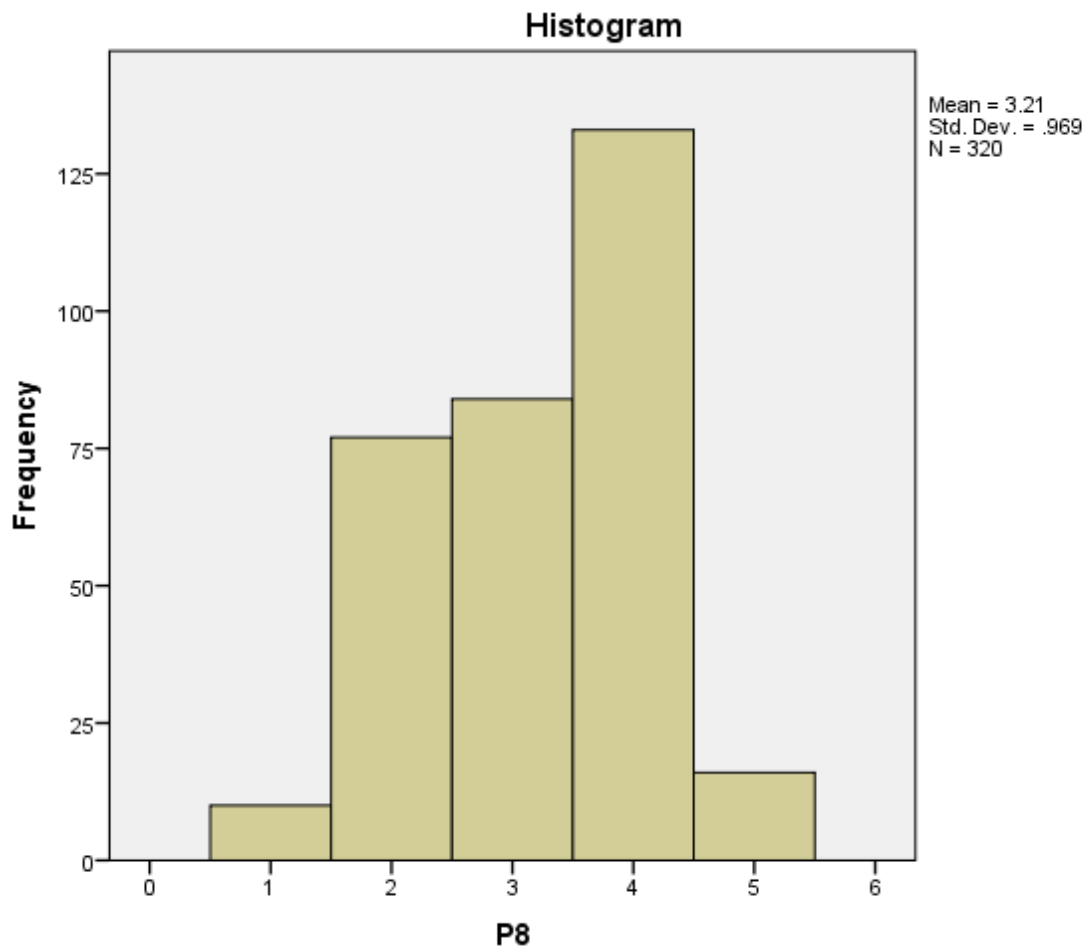
P8

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.21
Median		3.00
Mode		4
Std. Deviation		.969

**P8**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	10	3.1	3.1	3.1
Uglavnom se ne slazem	77	24.1	24.1	27.2
Ne znam	84	26.3	26.3	53.4
Uglavnom se slazem	133	41.6	41.6	95.0
Potpuno se slazem	16	5.0	5.0	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=133 (41,6%) se uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom, dok se n=16 (5,0%) potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 3,21 a standardna devijacija .969.



**Grafik 11. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P8**

P9. Da li se slažete sa tvrdnjom da mašinsko učenje ima potencijal da revolucionizuje profesiju interne revizije?

**Tabela 16. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P9**

**Statistics**

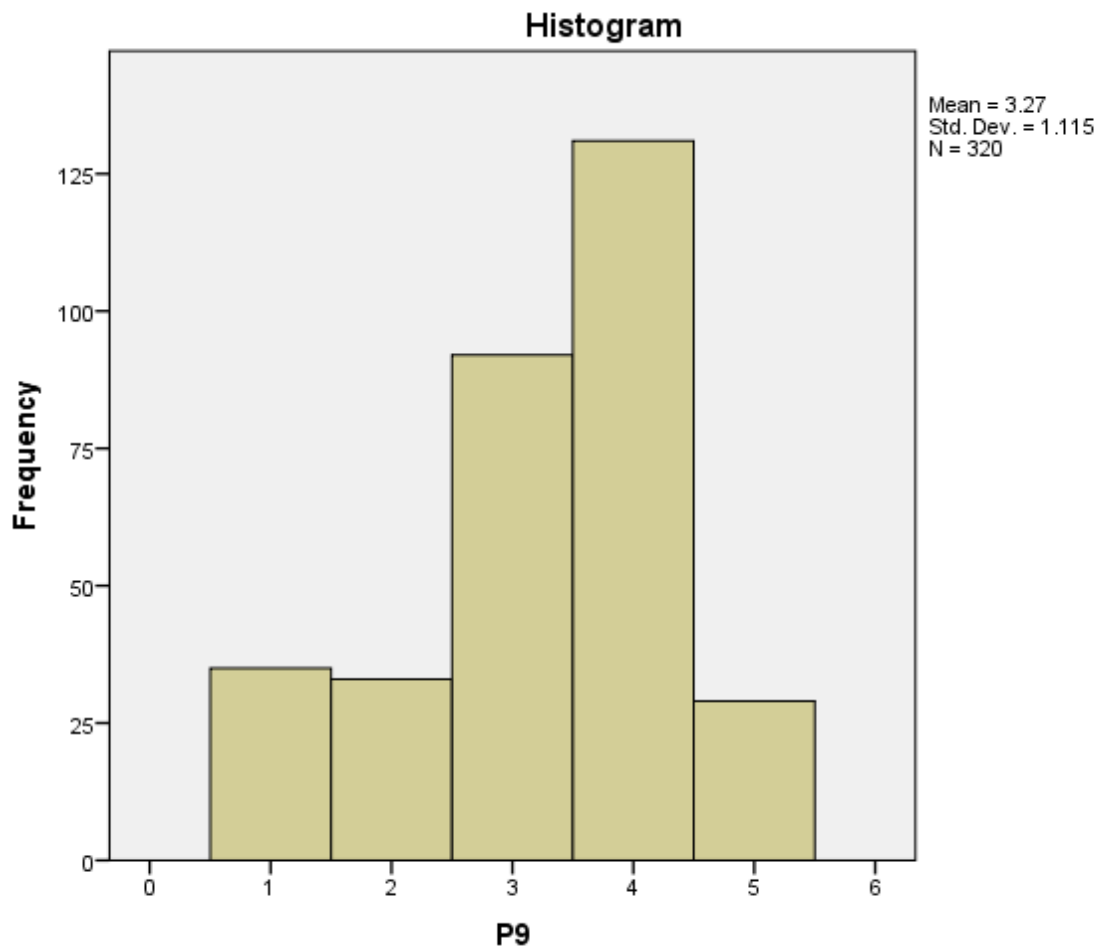
P9

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.27
Median		3.50
Mode		4
Std. Deviation		1.115

**P9**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	35	10.9	10.9	10.9
Uglavnom se ne slazem	33	10.3	10.3	21.3
Ne znam	92	28.8	28.8	50.0
Uglavnom se slazem	131	40.9	40.9	90.9
Potpuno se slazem	29	9.1	9.1	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=131 (40,9%) se uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom, dok se n=29 (9,1%) potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 3,27 a standardna devijacija 1.115.



**Grafik 12. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P9**

P10. Da li se slažete sa tvrdnjom da mašinsko učenje uvodi objektivnost u analizu ključnih revizorskih oblasti?

**Tabela 17. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P10**

**Statistics**

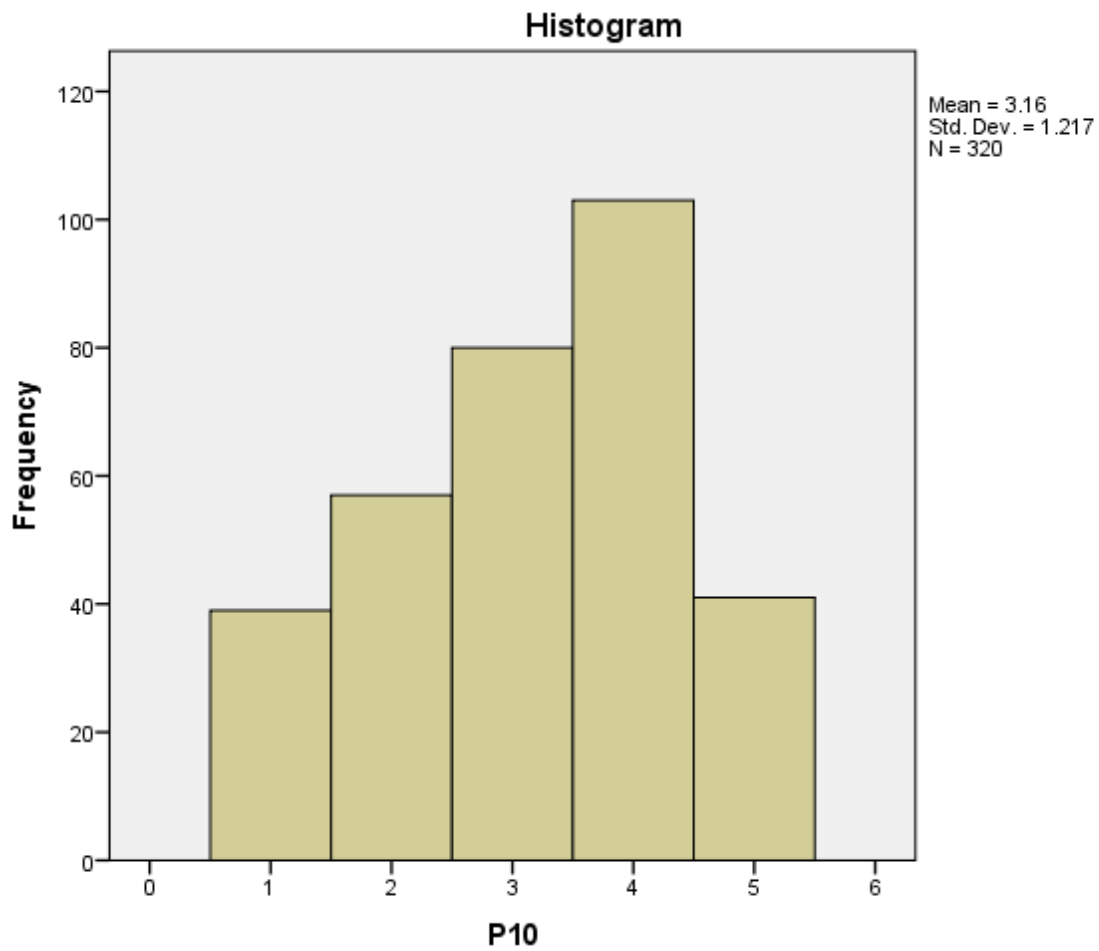
P10

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.16
Median		3.00
Mode		4
Std. Deviation		1.217

**P10**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	39	12.2	12.2	12.2
Uglavnom se ne slazem	57	17.8	17.8	30.0
Ne znam	80	25.0	25.0	55.0
Uglavnom se slazem	103	32.2	32.2	87.2
Potpuno se slazem	41	12.8	12.8	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=103 (32,2%) se uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom, dok se n=41 (12,8%) potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 3,16 a standardna devijacija 1.217.



**Grafik 13. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P10**



P11. Da li se slažete sa tvrdnjom da trenutno samo velike kompanije imaju lak pristup AI?

**Tabela 18. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P11**

**Statistics**

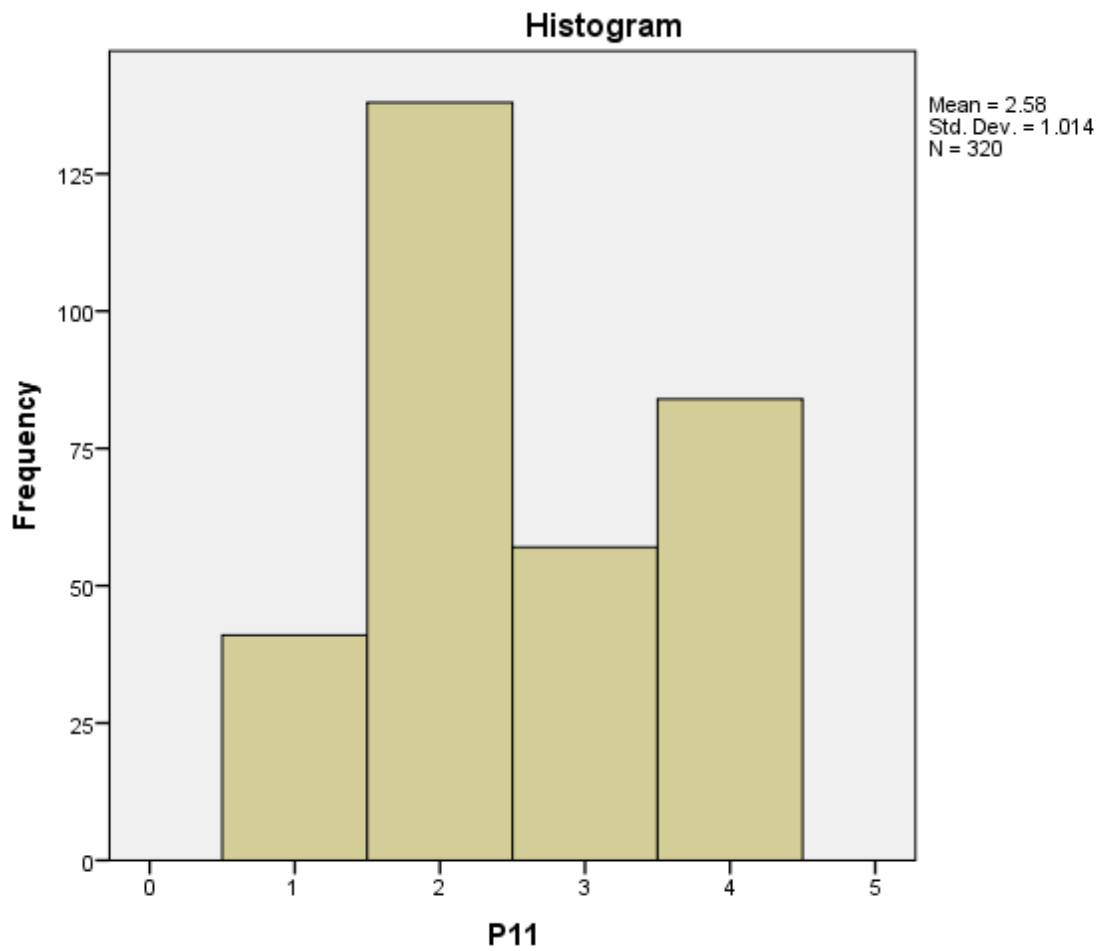
P11

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		2.58
Median		2.00
Mode		2
Std. Deviation		1.014

**P11**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	41	12.8	12.8	12.8
Uglavnom se ne slazem	138	43.1	43.1	55.9
Ne znam	57	17.8	17.8	73.8
Uglavnom se slazem	84	26.3	26.3	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=138 (43,1%) se uglavnom ne slaže u vezi sa iznetom tvrdnjom, dok se n=84 (26,3%) uglavnom slaže. Srednja vrednost odgovora je 2,58 a standardna devijacija 1.014.



**Grafik 14. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P11**

P12. Da li se slažete sa tvrdnjom da će edukacija pomoći internim revizorima da procene i razumeju potencijalne prednosti i rizike implementacije AI?

**Tabela 19. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P12**

**Statistics**

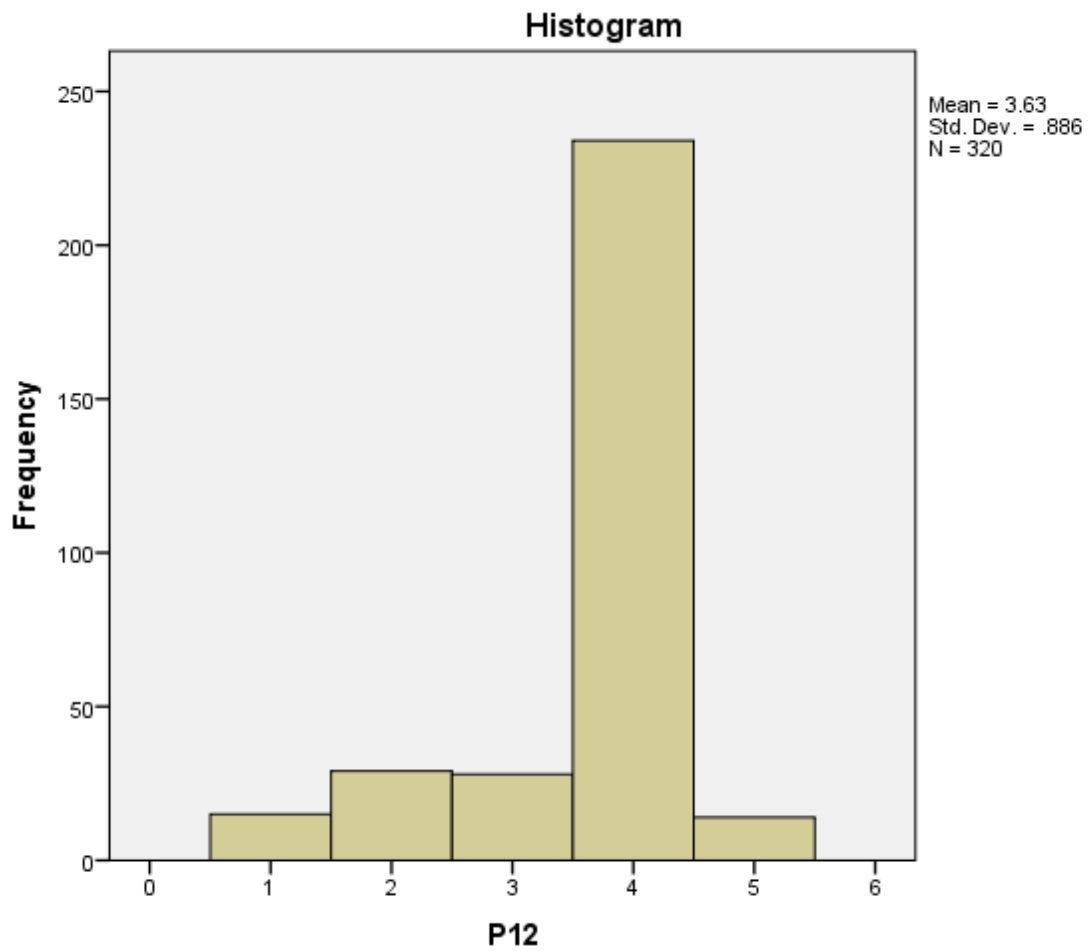
P12

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.63
Median		4.00
Mode		4
Std. Deviation		.886

**P12**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	15	4.7	4.7	4.7
Uglavnom se ne slazem	29	9.1	9.1	13.8
Ne znam	28	8.8	8.8	22.5
Uglavnom se slazem	234	73.1	73.1	95.6
Potpuno se slazem	14	4.4	4.4	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=234 (73,1%) se uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom, dok se n=14 (4,4%) potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 3,63 a standardna devijacija .886.



**Grafik 15. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P12**

P13. Da li se slažete sa tvrdnjom da veštačka inteligencija i mašinsko učenje imaju potencijal da dovedu do značajnog izmeštanja poslova, posebno za niskokvalifikovane i rutinske poslove?

**Tabela 20. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P13**

**Statistics**

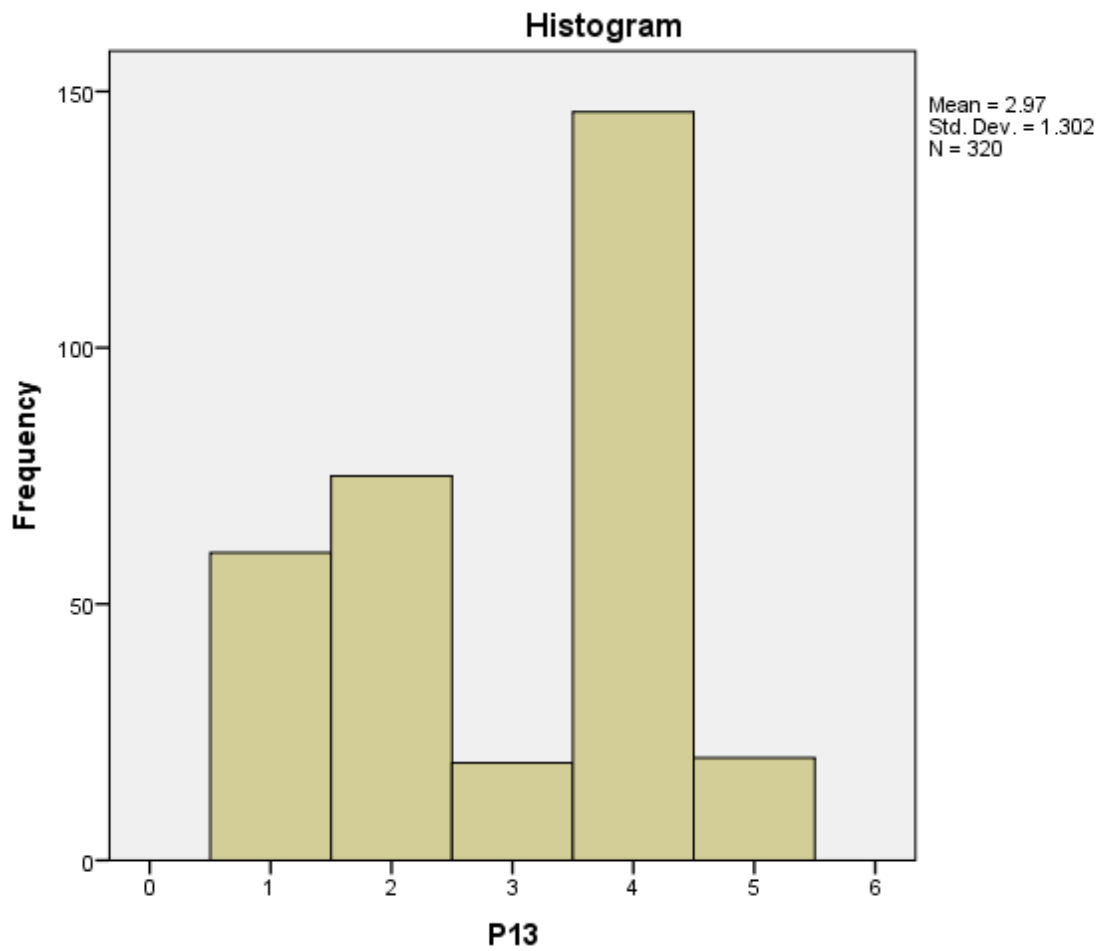
P13

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		2.97
Median		4.00
Mode		4
Std. Deviation		1.302

**P13**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	60	18.8	18.8	18.8
Uglavnom se ne slazem	75	23.4	23.4	42.2
Ne znam	19	5.9	5.9	48.1
Uglavnom se slazem	146	45.6	45.6	93.8
Potpuno se slazem	20	6.3	6.3	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=146 (44,2%) se uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom. Srednja vrednost odgovora je 2,97 a standardna devijacija 1.302.



**Grafik 16. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P13**

P14. Da li se slažete sa tvrdnjom da bi primena veštačke inteligencije i mašinskog učenja mogla dovesti do stvaranja novih industrija i mogućnosti zapošljavanja?

**Tabela 21. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P14**

**Statistics**

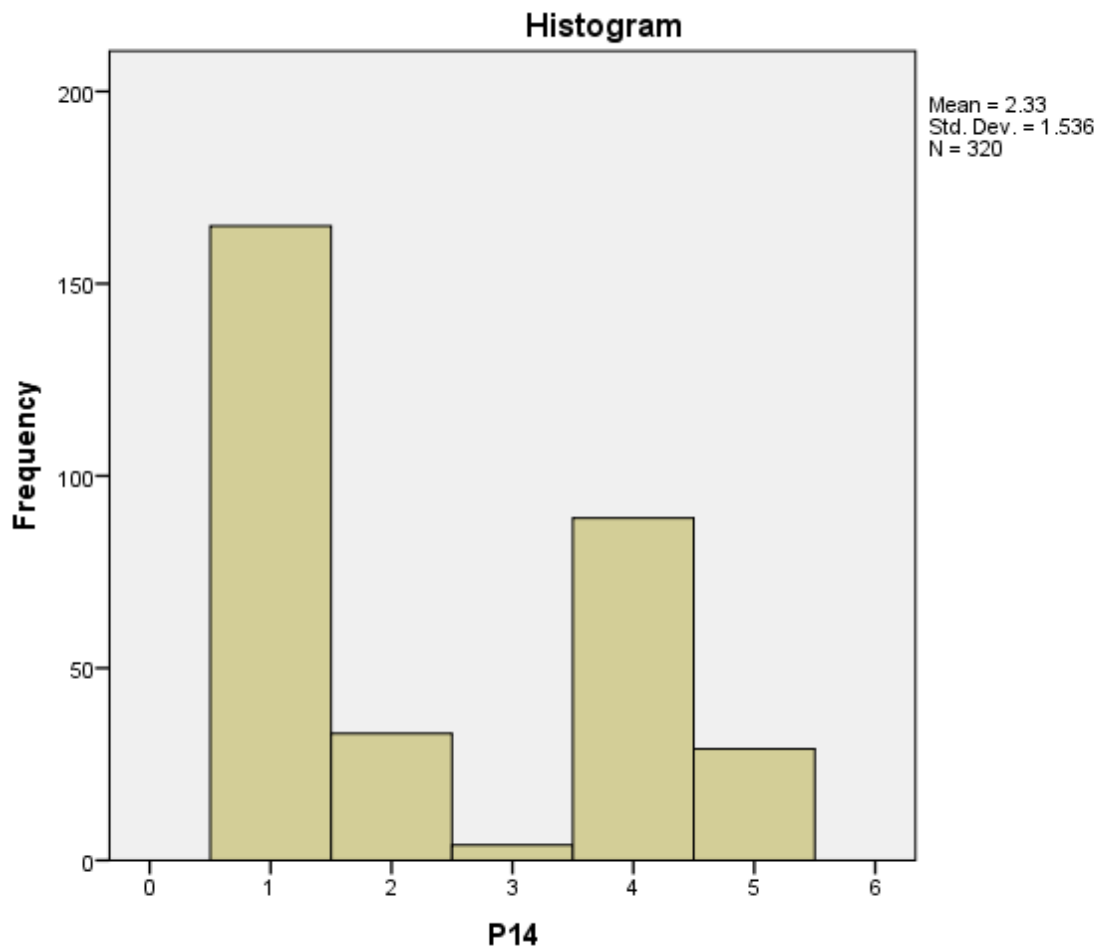
P14

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		2.33
Median		1.00
Mode		1
Std. Deviation		1.536

**P14**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	165	51.6	51.6	51.6
Uglavnom se ne slazem	33	10.3	10.3	61.9
Ne znam	4	1.3	1.3	63.1
Uglavnom se slazem	89	27.8	27.8	90.9
Potpuno se slazem	29	9.1	9.1	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=165 (51,6%) se uopšte ne slaže sa iznetom tvrdnjom, dok se n=89 (27,8%) uglavnom slaže i n=29 (9,1%) se potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 2,33 a standardna devijacija 1.536.



**Grafik 17. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P14**



P15. Da li se slažete sa tvrdnjom da upotreba automatizacije i veštačke inteligencije u revizorskoj praksi sve više postaje glavni fokus, sa značajnim uticajem na profesiju?

**Tabela 22. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P15**

**Statistics**

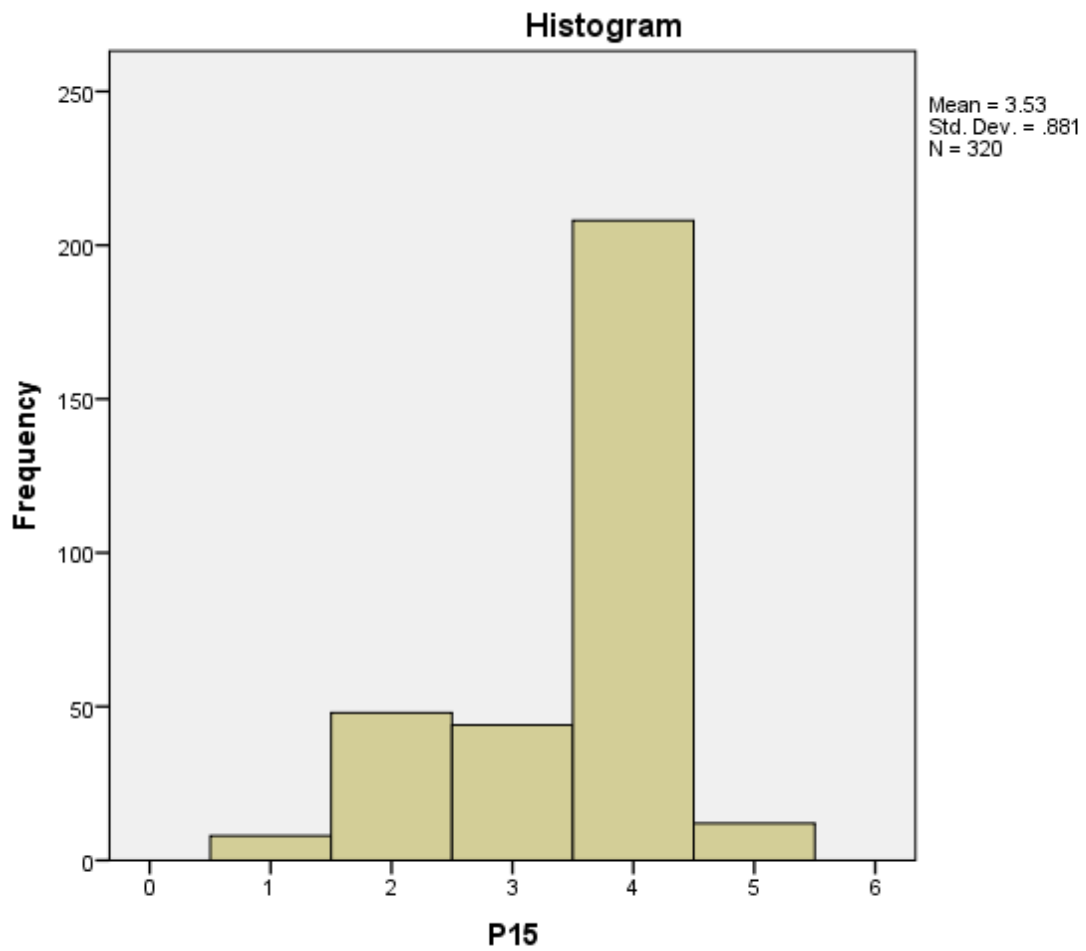
P15

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.53
Median		4.00
Mode		4
Std. Deviation		.881

**P15**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	8	2.5	2.5	2.5
Uglavnom se ne slazem	48	15.0	15.0	17.5
Ne znam	44	13.8	13.8	31.3
Uglavnom se slazem	208	65.0	65.0	96.3
Potpuno se slazem	12	3.8	3.8	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=208 (65,0%) se uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom dok se n=12 (3,8%) potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 3,53 a standardna devijacija .881.



**Grafik 18. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P15**

P16. Da li se slažete sa tvrdnjom da postoje velike koristi od integracije mašinskog učenja i AI u reviziju, uključujući poboljšani kvalitet revizije, poboljšanu efikasnost i mogućnost obavljanja kontinuiranih revizija?

**Tabela 23. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P16**

**Statistics**

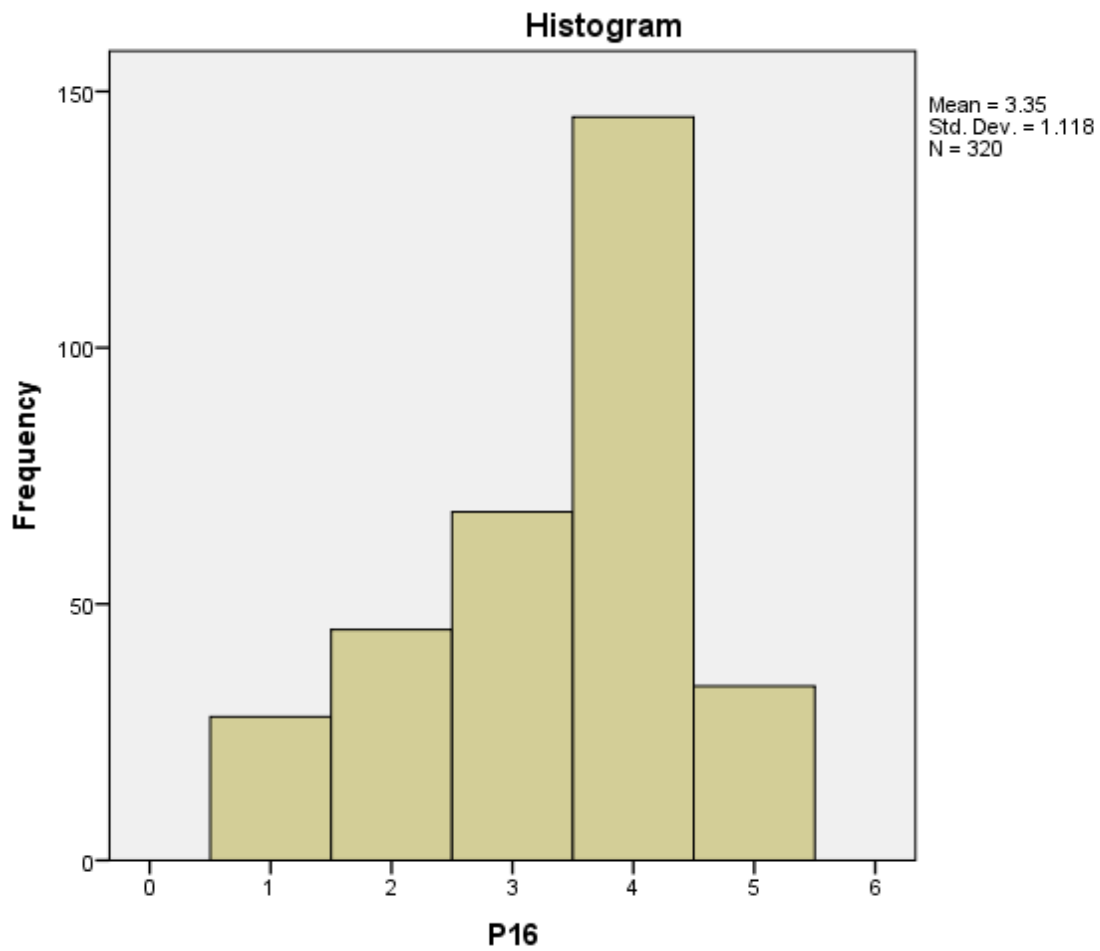
P16

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.35
Median		4.00
Mode		4
Std. Deviation		1.118

**P16**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	28	8.8	8.8	8.8
Uglavnom se ne slazem	45	14.1	14.1	22.8
Ne znam	68	21.3	21.3	44.1
Uglavnom se slazem	145	45.3	45.3	89.4
Potpuno se slazem	34	10.6	10.6	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=145 (45,3%) se uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom, dok se n=34 (10,6%) potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 3,35 a standardna devijacija 1.118.



**Grafik 19. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P16**

P17. Da li se slažete sa tvrdnjom da pored prednosti postoje i izazovi kod upotrebe mašinskog učenja i AI u reviziji kao što su visoki troškovi prilagođavanja za specifične procese revizije?

**Tabela 24. Stavovi ispitanika u odnosu na pitanje P17**

**Statistics**

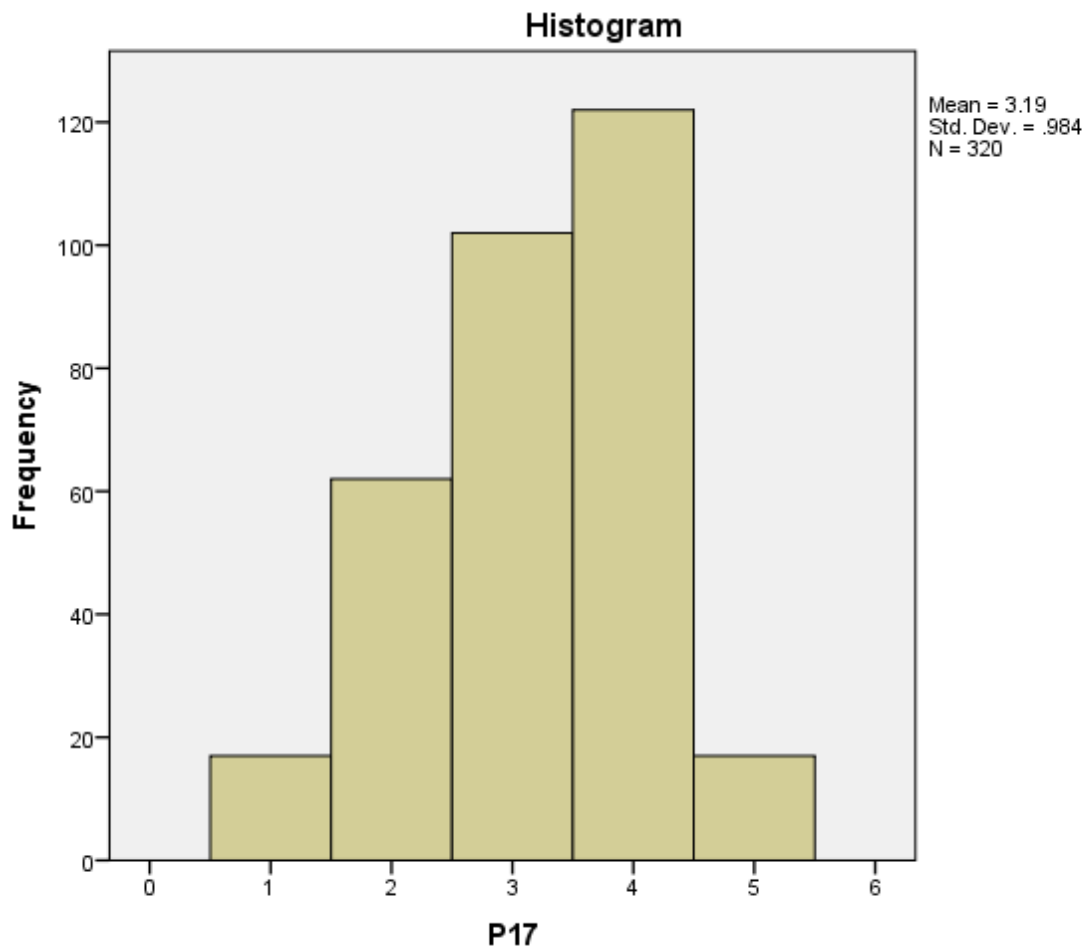
P17

N	Valid	320
	Missing	0
Mean		3.19
Median		3.00
Mode		4
Std. Deviation		.984

**P17**

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Uopste se ne slazem	17	5.3	5.3	5.3
Uglavnom se ne slazem	62	19.4	19.4	24.7
Ne znam	102	31.9	31.9	56.6
Uglavnom se slazem	122	38.1	38.1	94.7
Potpuno se slazem	17	5.3	5.3	100.0
Total	320	100.0	100.0	

Najveći broj ispitanika n=122 (38,1%) se uglavnom slaže sa iznetom tvrdnjom, dok se n=17 (5,3%) potpuno slaže. Srednja vrednost odgovora je 3,19 a standardna devijacija .984.



**Grafik 20. Grafički prikaz stavova ispitanika u odnosu na tvrdnju P17**

## Zbirni prikaz stavova ispitanika

### Struktura ispitanika:

U anketiranju je učestvovalo n =188 (58,8%) ispitanika muškog pola i n =132 (41,3%) ispitanika ženskog pola. Srednja vrednost zastupljenosti po polu je 1.41 a standardna devijacija .493.

U istraživanju je učestvovalo najviše ispitanika starosne grupe 26-35 godina n=110 (34,4%), a najmanje iz starosne grupe 56-65 godina n=15 (4,7%). Srednja vrednost zastupljenosti po starosnoj strukturi je 2,43 dok je standardna devijacija .1186.

Istraživanjem je bilo obuhvaćeno najviše ispitanika sa višom/visokom školskom spremom n=134 (41,9%), a najmanje sa doktoratom n=16 (5,0%) i osnovnom školom n=4 (1,3%). Srednja vrednost zastupljenosti po stepenu obrazovanja je 3,03 dok je standardna devijacija .878.

### Testiranje stavova ispitanika:

**Tabela 25. Statistički prikaz odgovora na pitanje P1.**

		Statistic	Bootstrap <sup>b</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
		Lower			Upper	
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	3.33	.00	.06	3.20	3.45
	Median	4.00	-.40	.48	3.00	4.00
	Mode	4				
	Std. Deviation	1.072	.000	.039	.997	1.148
	Skewness	-.538	.002	.085	-.701	-.371
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-.297	.001	.170	-.613	.060

Std. Error of Kurtosis	.272				
Sum	1066				

b. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 26. Statistički prikaz odgovora na pitanje P2.**

**Statistics**

P2

		Statistic	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	3.43	.00	.07	3.29	3.57
	Median	4.00	.00	.05	4.00	4.00
	Mode	4				
	Std. Deviation	1.297	.000	.040	1.216	1.368
	Skewness	-.562	.004	.085	-.735	-.394
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-.788	.003	.160	-1.049	-.426
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	1099				

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples



**Tabela 27. Statistički prikaz odgovora na pitanje P3.**

**Statistics**

P3

		Statistic	Bootstrap <sup>b</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	2.80	.00	.07	2.67	2.94
	Median	3.00	-.02	.12	3.00	3.00
	Mode	2				
	Std. Deviation	1.229	-.003	.033	1.165	1.291
	Skewness	.077	-.004	.081	-.091	.228
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-1.057	.004	.073	-1.185	-.898
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	895				

b. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 28. Statistički prikaz odgovora na pitanje P4.**

**Statistics**

P4

		Statistic	Bootstrap <sup>b</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	3.27	.00	.06	3.15	3.38
	Median	3.50	.00	.49	3.00	4.00
	Mode	4				
	Std. Deviation	1.115	-.004	.040	1.024	1.190
	Skewness	-.628	.002	.084	-.798	-.462
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-.323	.016	.198	-.659	.154
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	1046				

b. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 29. Statistički prikaz odgovora na pitanje P5.**

**Statistics**

P5

		Statistic	Bootstrap <sup>b</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
Mean		3.21	.00	.06	3.08	3.32
Median		3.00	.13	.32	3.00	4.00
Mode		4				
Std. Deviation		1.167	-.001	.037	1.093	1.231
Skewness		-.396	.003	.079	-.558	-.239
Std. Error of Skewness		.136				
Kurtosis		-.697	.002	.130	-.924	-.403
Std. Error of Kurtosis		.272				
Sum		1026				

b. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 30. Statistički prikaz odgovora na pitanje P6.**

**Statistics**

P6

		Statistic	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	3.38	.00	.06	3.27	3.49
	Median	4.00	.00	.05	4.00	4.00
	Mode	4				
	Std. Deviation	1.061	-.003	.040	.980	1.141
	Skewness	-.739	.002	.093	-.923	-.560
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-.163	.009	.217	-.557	.295
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	1081				

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 31. Statistički prikaz odgovora na pitanje P7.**

**Statistics**

P7

		Statistic	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	3.38	.00	.06	3.27	3.50
	Median	4.00	.00	.06	4.00	4.00
	Mode	4				
	Std. Deviation	1.068	-.002	.040	.989	1.145
	Skewness	-.722	.005	.092	-.901	-.529
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-.183	.005	.216	-.559	.304
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	1083				

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 32. Statistički prikaz odgovora na pitanje P8.**

**Statistics**

P8

		Statistic	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	3.21	.00	.05	3.11	3.33
	Median	3.00	.10	.30	3.00	4.00
	Mode	4				
	Std. Deviation	.969	-.003	.031	.905	1.028
	Skewness	-.312	-.004	.098	-.521	-.140
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-.780	-.001	.128	-1.009	-.499
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	1028				

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 33. Statistički prikaz odgovora na pitanje P9.**

**Statistics**

P9

		Statistic	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	3.27	.00	.06	3.13	3.38
	Median	3.50	-.02	.49	3.00	4.00
	Mode	4				
	Std. Deviation	1.115	-.001	.040	1.036	1.190
	Skewness	-.628	.001	.084	-.798	-.466
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-.323	.002	.191	-.667	.113
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	1046				

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 34. Statistički prikaz odgovora na pitanje P10.**

**Statistics**

P10

		Statistic	Bootstrap <sup>b</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
Mean		3.16	.00	.07	3.02	3.29
Median		3.00	.04	.19	3.00	4.00
Mode		4				
Std. Deviation		1.217	-.003	.037	1.141	1.283
Skewness		-.281	.002	.079	-.432	-.126
Std. Error of Skewness		.136				
Kurtosis		-.884	.008	.109	-1.074	-.648
Std. Error of Kurtosis		.272				
Sum		1010				

b. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples



**Tabela 35. Statistički prikaz odgovora na pitanje P11.**

**Statistics**

P11

		Statistic	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	2.58	.00	.06	2.46	2.68
	Median	2.00	.02	.14	2.00	2.00
	Mode	2				
	Std. Deviation	1.014	-.002	.027	.962	1.067
	Skewness	.184	-.003	.084	.019	.352
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-1.171	.006	.093	-1.320	-.953
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	824				

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 36. Statistički prikaz odgovora na pitanje P12.**

**Statistics**

P12

		Statistic	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	3.63	.00	.05	3.53	3.73
	Median	4.00	.00	.00	4.00	4.00
	Mode	4				
	Std. Deviation	.886	-.003	.049	.786	.976
	Skewness	-1.639	.000	.160	-1.957	-1.342
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	2.095	.037	.689	.915	3.629
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	1163				

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 37. Statistički prikaz odgovora na pitanje P13.**

**Statistics**

P13

		Statistic	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
Mean		2.97	.00	.07	2.83	3.11
Median		4.00	-.26	.44	3.00	4.00
Mode		4				
Std. Deviation		1.302	-.002	.028	1.246	1.359
Skewness		-.291	.001	.097	-.485	-.099
Std. Error of Skewness		.136				
Kurtosis		-1.388	.008	.077	-1.510	-1.205
Std. Error of Kurtosis		.272				
Sum		951				

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 38. Statistički prikaz odgovora na pitanje P14.**

**Statistics**

P14

		Statistic	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	2.33	.00	.09	2.15	2.48
	Median	1.00	.30	.45	1.00	2.00
	Mode	1				
	Std. Deviation	1.536	-.002	.032	1.466	1.595
	Skewness	.514	-.001	.108	.308	.733
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-1.480	.009	.121	-1.663	-1.190
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	744				

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 39. Statistički prikaz odgovora na pitanje P15.**

**Statistics**

P15

		Statistic	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	3.53	.00	.05	3.43	3.62
	Median	4.00	.00	.00	4.00	4.00
	Mode	4				
	Std. Deviation	.881	-.002	.040	.801	.953
	Skewness	-1.127	-.002	.133	-1.409	-.883
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	.442	.012	.404	-.231	1.342
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	1128				

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 40. Statistički prikaz odgovora na pitanje P16.**

**Statistics**

P16

		Statistic	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	3.35	.00	.06	3.23	3.48
	Median	4.00	-.02	.14	4.00	4.00
	Mode	4				
	Std. Deviation	1.118	-.001	.039	1.038	1.189
	Skewness	-.642	-.002	.088	-.820	-.476
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-.408	.009	.192	-.734	.019
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	1072				

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

**Tabela 41. Statistički prikaz odgovora na pitanje P17.**

**Statistics**

P17

		Statistic	Bootstrap <sup>b</sup>			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	320	0	0	320	320
	Missing	0	0	0	0	0
	Mean	3.19	.00	.05	3.09	3.30
	Median	3.00	.01	.11	3.00	3.00
	Mode	4				
	Std. Deviation	.984	-.003	.034	.916	1.045
	Skewness	-.384	-.001	.098	-.585	-.198
	Std. Error of Skewness	.136				
	Kurtosis	-.473	-.002	.140	-.724	-.171
	Std. Error of Kurtosis	.272				
	Sum	1020				

b. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

## Testiranje postavljenih hipoteza

Hipotetički okvir za istraživanje u ovom radu određen je jednom opštom i tri posebne hipoteze.

Opšta hipoteza H0: Ukoliko organizacija primenjuje dostignuća AI i ML utoliko su veće mogućnosti da dostigne usklađenost praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija

Posebne hipoteze:

H1: Ukoliko su u organizaciji ostvarene automatizacija i osnaživanje radne snage u reviziji, utoliko će uticaj veštačke inteligencije na poboljšanje kriterijuma kvaliteta revizije biti pozitivniji

H2: Ukoliko su menadžeri stvorili organizaciono okruženje sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština utoliko će veštačka inteligencija pozitivnije funkcionisati u oblasti interne revizije

H3. Ukoliko organizacije kontinuirano ažuriraju primenu AI u reviziji utoliko će biti konkurentnije na globalnom tržištu

Pre testiranja postavljenih hipoteza proverili smo skalu, kojom smo ispitivali materiju kojom se bavimo u ovoj doktorskoj disertaciji. Proverili smo unutrašnju saglasnost za skalu sastavljenu od 17 pitanja da bismo dobili potvrdu da je skala ispravno postavljena i da meri pojavu koju istražujemo.

**Tabela 42. Rezime obrade za skalu**

<b>Case Processing Summary</b>		
	<b>N</b>	<b>%</b>
Valid	320	100.0
Cases Excluded <sup>a</sup>	0	.0
Total	320	100.0

a. Listwise deletion based on all variables in the procedure.



**Tabela 43. Koeficijent Cronbach's Alpha za skalu**

**Reliability Statistics**

Cronbach's Alpha	Cronbach's Alpha Based on Standardized Items	N of Items
.891	.892	17

**Tabela 44. Pojedinačna statistika (M; SD) za skalu**

**Item Statistics**

	Mean	Std. Deviation	N
P1	3.33	1.072	320
P2	3.43	1.297	320
P3	2.80	1.229	320
P4	3.27	1.115	320
P5	3.21	1.167	320
P6	3.38	1.061	320
P7	3.38	1.068	320
P8	3.21	.969	320
P9	3.27	1.115	320
P10	3.16	1.217	320
P11	2.58	1.014	320
P12	3.63	.886	320
P13	2.97	1.302	320
P14	2.33	1.536	320
P15	3.53	.881	320
P16	3.35	1.118	320
P17	3.19	.984	320

**Tabela 45. Rezime statistike stavki za skalu**

**Summary Item Statistics**

	Mean	Minimum	Maximum	Range	Maximum / Minimum	Variance	N of Items
Item Means	3.177	2.325	3.634	1.309	1.563	.114	17
Inter-Item Correlations	.328	-.135	1.000	1.135	-7.415	.083	17

Unutrašnju saglasnost skale testirali smo uz pomoć Cronbach alphe. Kronbahov koeficijent alfa  $\alpha=.891$  pokazuje visoku vrednost unutrašnje saglasnosti skale i potvrđuje da su varijable dobro odabrane i skala zadovoljava istraživački zadatak.

Dalji postupak uključivao je testiranje subskale koju smo sastavili od varijabli izabranih za testiranje opšte hipoteze i posebnih hipoteza. Te varijable su:

P1. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije u poslovanju treba da primenjuju dostignuća AI i ML?

P2. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije treba da nastoje da dostignu usklađenost praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija?

P3. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije treba da nastoje da osnaže radnu snagu u sektoru revizije?

P4. Da li se slažete sa tvrdnjom da radna snaga upoznata sa procesom automatizacije doprinosi pozitivnijem kvalitetu revizije?

P5. Da li se slažete sa tvrdnjom da su menadžeri najodgovorniji za stvaranje organizacionog okruženja sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština?

P6. Da li se slažete sa tvrdnjom da samo ako je organizaciona klima adekvatna veštačka inteligencija će pozitivnije funkcionisati u oblasti interne revizije?

P7. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije moraju kontinuirano ažurirati primenu AI u reviziji zbog ubrzanih tehnoloških promena?

P8. Da li se slažete sa tvrdnjom da se konkurentnost na globalnom tržištu ostvaruje samo implementacijom apdejtovanih dostignuća u oblasti AI?

**Tabela 46. Rezime obrade za subskalu**

**Case Processing Summary**

		N	%
Cases	Valid	320	100.0
	Excluded <sup>a</sup>	0	.0
	Total	320	100.0

a. Listwise deletion based on all variables in the procedure.

**Tabela 47. Koeficijent Cronbach's Alpha za subskalu**

**Reliability Statistics**

Cronbach's Alpha	Cronbach's Alpha Based on Standardized Items	N of Items
.908	.909	8

**Tabela 48. Pojedinačna statistika (M; SD) za subskalu**

**Item Statistics**

	Mean	Std. Deviation	N
P1	3.33	1.072	320
P2	3.43	1.297	320
P3	2.80	1.229	320
P4	3.27	1.115	320
P5	3.21	1.167	320
P6	3.38	1.061	320
P7	3.38	1.068	320
P8	3.21	.969	320

**Tabela 49. Korelaciona matrica za subskalu**

**Inter-Item Correlation Matrix**

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8
P1	1.000	.491	.282	.636	.529	.909	.825	.478
P2	.491	1.000	.504	.766	.825	.525	.599	.415
P3	.282	.504	1.000	.619	.556	.280	.330	.263
P4	.636	.766	.619	1.000	.887	.565	.600	.550
P5	.529	.825	.556	.887	1.000	.479	.512	.432
P6	.909	.525	.280	.565	.479	1.000	.898	.376
P7	.825	.599	.330	.600	.512	.898	1.000	.460
P8	.478	.415	.263	.550	.432	.376	.460	1.000

**Tabela 50. Rezime statistike stavki za subskalu**

**Summary Item Statistics**

	Mean	Minimum	Maximum	Range	Maximum / Minimum	Variance	N of Items
Item Means	3.252	2.797	3.434	.638	1.228	.041	8
Inter-Item Correlations	.557	.263	.909	.646	3.459	.034	8

Unutrašnju saglasnost odabrane subskale testirali smo, takođe, uz pomoć Crombach alphe. Kronbahov koeficijent alfa  $\alpha=.908$  pokazuje izuzetno visoku vrednost unutrašnje saglasnosti subskale i potvrđuje da su varijable dobro odabrane, odnosno da su istraživačka pitanja pogodna za testiranje postavljenih hipoteza.

Ovime su zadovoljeni zahtevi istraživačkog zadatka jer rezultat testiranja ukazuje na to da su stavovi ispitanika koji su prikazani u subskali u korelaciji sa postavljenim hipotezama.

Kronbahov koeficijent alfa predstavlja prosečnu korelaciju između vrednosti na skali. Iznos tog pokazatelja kreće se između 0 i 1, pri čemu veći broj pokazuje veću pouzdanost, kao što je slučaj kod ovog primera provere pouzdanosti skale. Preporučuje se da se ne prihvata pouzdanost manja od 0.7, u našem slučaju vrednost je .908. U slučaju kada je mali broj vrednosti varijabli testiranih

na skali (manji od 10), u ovom slučaju testirali smo 8 varijabli, postoji mogućnost da Kronbahov koeficijent alfa pokaže manju vrednost od preporučene. Tada se predlaže izračunavanje srednje vrednosti korelacije između svakog para vrednosti. Optimalna srednja vrednost korelacije između parova vrednosti na skali iznosi između 0.2 i 0.4.

Podaci prikazani u tabeli Pojedinačna statistika (M; SD) za subskalu vidimo da su srednje vrednosti korelacije testiranih varijabli u traženom rasponu, odnosno kreću se od 2.89 do 3.38.

Testiranje generalne (opšte) hipoteze:

Za proveru opravdanosti generalne hipoteze  $H_0$ : Ukoliko organizacija primenjuje dostignuća AI i ML utoliko su veće mogućnosti da dostigne usklađenost praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija, testirali smo odgovore ispitanika na iznete tvrdnje:

P1. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije u poslovanju treba da primenjuju dostignuća AI i ML?

P2. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije treba da nastoje da dostignu usklađenost praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija?

Tabela 51. Prikaz krostabulacije za testiranje generalne hipoteze

P1 \* P2 Crosstabulation

		P2					Total
		Uopste se ne slazem	Uglavnom se ne slazem	Ne znam	Uglavnom se slazem	Potpuno se slazem	
P1	Uopste se ne slazem	Count 14	0	3	4	3	24
	% within P1	58.3%	0.0%	12.5%	16.7%	12.5%	100.0%
	Uglavnom se ne slazem	Count 10	23	0	8	1	42
	% within P1	23.8%	54.8%	0.0%	19.0%	2.4%	100.0%
	Ne znam	Count 8	0	46	7	31	92
	% within P1	8.7%	0.0%	50.0%	7.6%	33.7%	100.0%
	Uglavnom se slazem	Count 7	15	7	90	9	128
	% within P1	5.5%	11.7%	5.5%	70.3%	7.0%	100.0%
	Potpuno se slazem	Count 0	2	0	4	28	34
	% within P1	0.0%	5.9%	0.0%	11.8%	82.4%	100.0%
Total	Count 39	40	56	113	72	320	
% within P1	12.2%	12.5%	17.5%	35.3%	22.5%	100.0%	

**Tabela 52. Vrednosti Chi-Square Testa za generalnu hipotezu**

Chi-Square Tests			
	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	368.659 <sup>a</sup>	16	.000
Likelihood Ratio	328.444	16	.000
Linear-by-Linear Association	76.971	1	.000
N of Valid Cases	320		

a. 5 cells (20.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 2.93.

**Tabela 53. Simetrične mere za generalnu hipotezu**

Symmetric Measures					
		Value	Asymp. Std. Error <sup>a</sup>	Approx. T <sup>b</sup>	Approx. Sig.
Ordinal by	Gamma	.494	.054	8.206	.000
Ordinal	Spearman Correlation	.459	.053	9.209	.000 <sup>c</sup>
Interval by	Pearson's R	.491	.052	10.056	.000 <sup>c</sup>
N of Valid Cases		320			

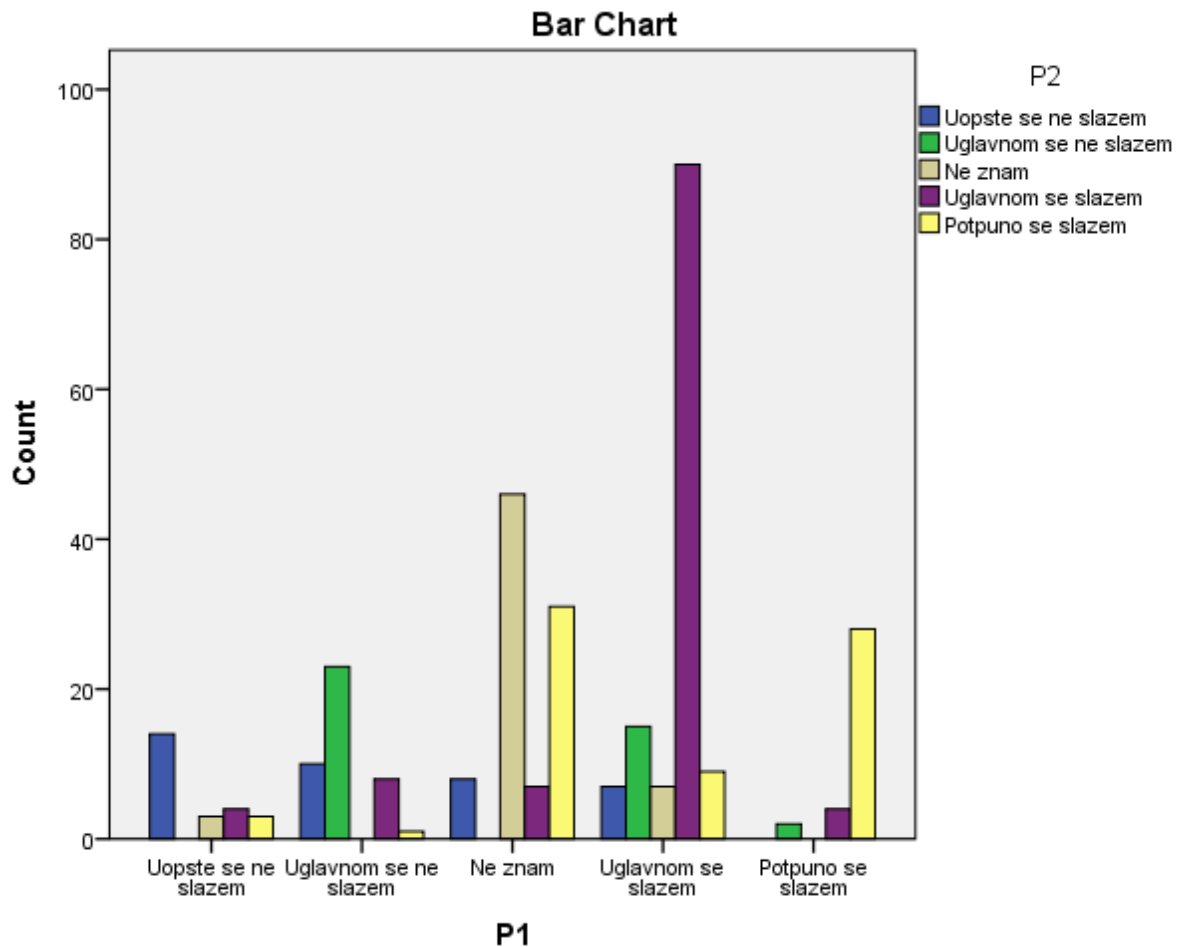
a. Not assuming the null hypothesis.

b. Using the asymptotic standard error assuming the null hypothesis.

c. Based on normal approximation.

Rezultat prikazan u tabelama pokazuje da je  $X^2(16,1) = 368.659^a$ ,  $p < 0.01$ , čime je utvrđena statistički značajna korelacija između ispitivanih stavova ispitanika. Pearsonova korelacija, meri linearni odnos između dve promenljive i Pearson's  $r = .491$  ukazuje na umerenu pozitivnu korelaciju. Spearmanova korelacija meri monoton odnos između dve varijable na osnovu ranga podataka. Spearman Correlation rangova pokazuje vrednost  $Rho = .459$ . Gamma kao simetrična mera udruživanja daje nam indikaciju snage odnosa između dve varijable. Gamma koeficijent .494 ukazuje na to da poznavnjem nivoa prihvatanja prve tvrdnje poboljšava se predviđanje

prihvatanja druge tvrdnje za 49,4%.



**Grafik 21. Grafički prikaz testiranja generalne hipoteze.**

Na osnovu statističke obrade testiranih varijabli zaključujemo da je generalna hipoteza:  $H_0$ . Ukoliko organizacija primenjuje dostignuća AI i ML utoliko su veće mogućnosti da dostigne usklađenost praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija, potvrđena.



Posebne hipoteze:

Za proveru opravdanosti prve posebne hipoteze H1 koja glasi: Ukoliko su u organizaciji ostvarene automatizacija i osnaživanje radne snage u reviziji, utoliko će uticaj veštačke inteligencije na poboljšanje kriterijuma kvaliteta revizije biti pozitivniji, testirali smo odgovore ispitanika na iznete tvrdnje:

P3. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije treba da nastoje da osnaže radnu snagu u sektoru revizije?

P4. Da li se slažete sa tvrdnjom da radna snaga upoznata sa procesom automatizacije doprinosi pozitivnijem kvalitetu revizije?

Tabela 54. Prikaz krostabulacije za testiranje prve posebne hipoteze

**P3 \* P4 Crosstabulation**

		P4					Total
		Uopste se ne slazem	Uglavnom se ne slazem	Ne znam	Uglavnom se slazem	Potpuno se slazem	
P3	Uopste se ne slazem	Count 35	4	15	3	0	57
	% within P3	61.4%	7.0%	26.3%	5.3%	0.0%	100.0%
	Uglavnom se ne slazem	Count 0	17	24	41	1	83
	% within P3	0.0%	20.5%	28.9%	49.4%	1.2%	100.0%
	Ne znam	Count 0	6	26	38	4	74
	% within P3	0.0%	8.1%	35.1%	51.4%	5.4%	100.0%
	Uglavnom se slazem	Count 0	6	26	45	3	80
	% within P3	0.0%	7.5%	32.5%	56.2%	3.8%	100.0%
	Potpuno se slazem	Count 0	0	1	4	21	26
	% within P3	0.0%	0.0%	3.8%	15.4%	80.8%	100.0%
Total	Count 35	33	92	131	29	320	
% within P3	10.9%	10.3%	28.8%	40.9%	9.1%	100.0%	

**Tabela 55. Vrednosti Chi-Square Testa za prvu posebnu hipotezu**

Chi-Square Tests			
	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	373.009 <sup>a</sup>	16	.000
Likelihood Ratio	264.215	16	.000
Linear-by-Linear Association	122.038	1	.000
N of Valid Cases	320		

a. 3 cells (12.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 2.36.

**Tabela 56. Simetrične mere za prvu posebnu hipotezu**

Symmetric Measures					
		Value	Asymp. Std. Error <sup>a</sup>	Approx. T <sup>b</sup>	Approx. Sig.
Ordinal by	Gamma	.625	.046	11.101	.000
Ordinal	Spearman Correlation	.566	.045	12.241	.000 <sup>c</sup>
Interval by	Pearson's R	.619	.036	14.037	.000 <sup>c</sup>
N of Valid Cases		320			

a. Not assuming the null hypothesis.

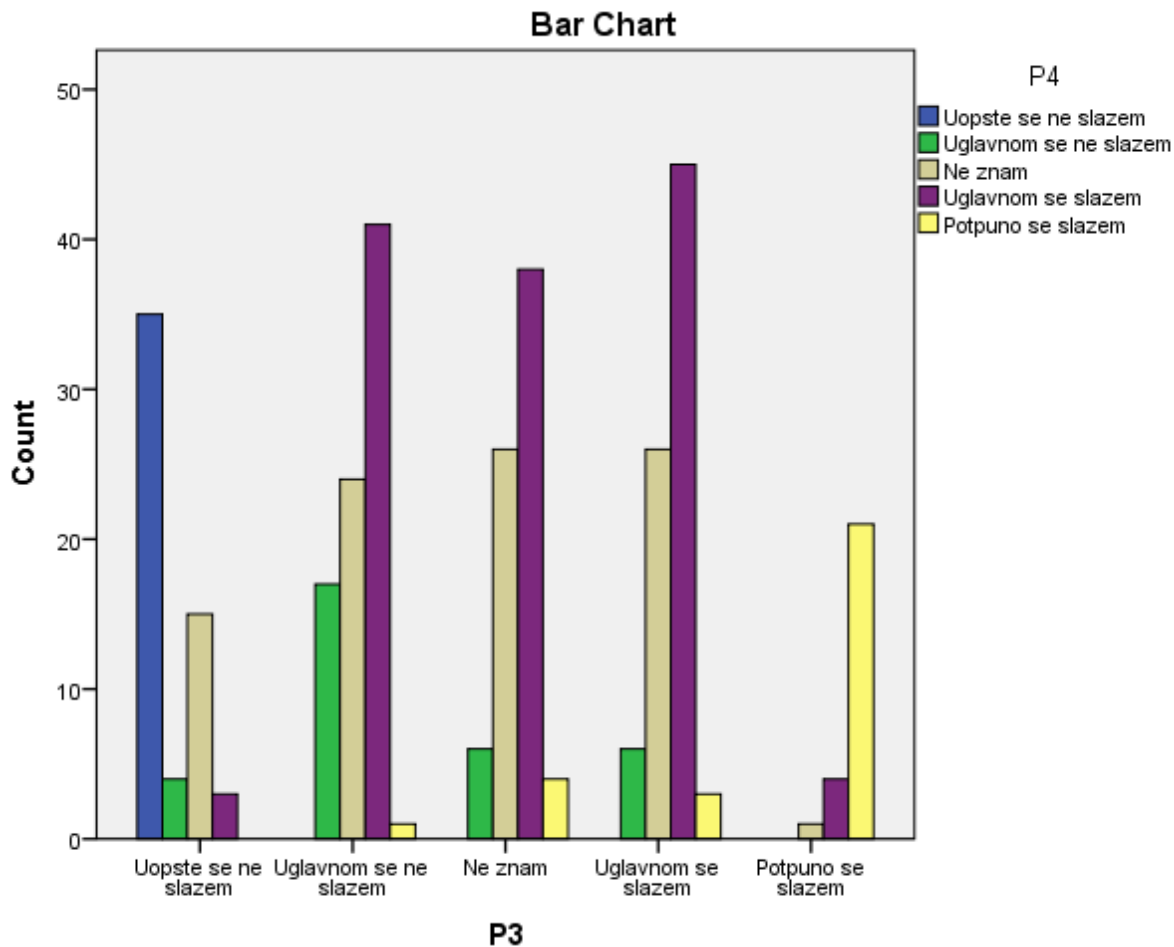
b. Using the asymptotic standard error assuming the null hypothesis.

c. Based on normal approximation.

Rezultat prikazan u tabelama pokazuje da je  $X^2(16,1) = 373.009^a$ ,  $p < 0.01$ , čime je utvrđena statistički značajna korelacija između ispitivanih stavova ispitanika. Pearsonova korelacija meri linearni odnos između dve promenljive. Pearson's  $r = .619$  ukazuje na jaku pozitivnu korelaciju. Spearmanova korelacija meri monoton odnos između dve varijable na osnovu ranga podataka. Spearman Correlation rangova pokazuje vrednost  $Rho = .566$ .

Gamma kao simetrična mera udruživanja daje nam indikaciju snage odnosa između dve

varijable. Gamma koeficijent .625 ukazuje na to da poznavnjem nivoa prihvatanja prve tvrdnje poboljšava se predviđanje prihvatanja druge tvrdnje za 62,5%.



**Grafik 22. Grafički prikaz korelacije testiranja prve posebne hipoteze**

Na osnovu statističke obrade testiranih varijabli zaključujemo da je prva posebna hipoteza: H1. Ukoliko su u organizaciji ostvarene automatizacija i osnaživanje radne snage u reviziji, utoliko će uticaj veštačke inteligencije na poboljšanje kriterijuma kvaliteta revizije biti pozitivniji, potvrđena.

Za proveru opravdanosti druge posebne hipoteze H2 koja glasi: Ukoliko su menadžeri stvorili organizaciono okruženje sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština utoliko će veštačka inteligencija pozitivnije funkcionisati u oblasti interne revizije, testirali smo odgovore ispitanika na iznete tvrdnje:

P5. Da li se slažete sa tvrdnjom da su menadžeri najodgovorniji za stvaranje organizacionog okruženja sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština?

P6. Da li se slažete sa tvrdnjom da samo ako je organizaciona klima adekvatna veštačka inteligencija će pozitivnije funkcionisati u oblasti interne revizije?

**Tabela 57. Prikaz krostabulacije za testiranje druge posebne hipoteze**

**P5 \* P6 Crosstabulation**

		P6					Total
		Uopste se ne slazem	Uglavnom se ne slazem	Ne znam	Uglavnom se slazem	Potpuno se slazem	
P5	Uopste se ne slazem	Count 10	10	8	7	0	35
	% within P5	28.6%	28.6%	22.9%	20.0%	0.0%	100.0%
	Uglavnom se ne slazem	Count 7	18	7	16	2	50
	% within P5	14.0%	36.0%	14.0%	32.0%	4.0%	100.0%
	Ne znam	Count 3	5	28	45	4	85
% within P5	3.5%	5.9%	32.9%	52.9%	4.7%	100.0%	
Uglavnom se slazem	Count 4	8	21	74	7	114	
% within P5	3.5%	7.0%	18.4%	64.9%	6.1%	100.0%	

Potpuno se slazem	Count	0	1	7	13	15	36
	% within P5	0.0%	2.8%	19.4%	36.1%	41.7%	100.0%
Total	Count	24	42	71	155	28	320
	% within P5	7.5%	13.1%	22.2%	48.4%	8.8%	100.0%

**Tabela 58. Vrednosti Chi-Square Testa za drugu posebnu hipotezu**

**Chi-Square Tests**

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	141.026 <sup>a</sup>	16	.000
Likelihood Ratio	113.934	16	.000
Linear-by-Linear Association	73.054	1	.000
N of Valid Cases	320		

a. 8 cells (32.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 2.63.

**Tabela 59. Simetrične mere za drugu posebnu hipotezu**

**Symmetric Measures**

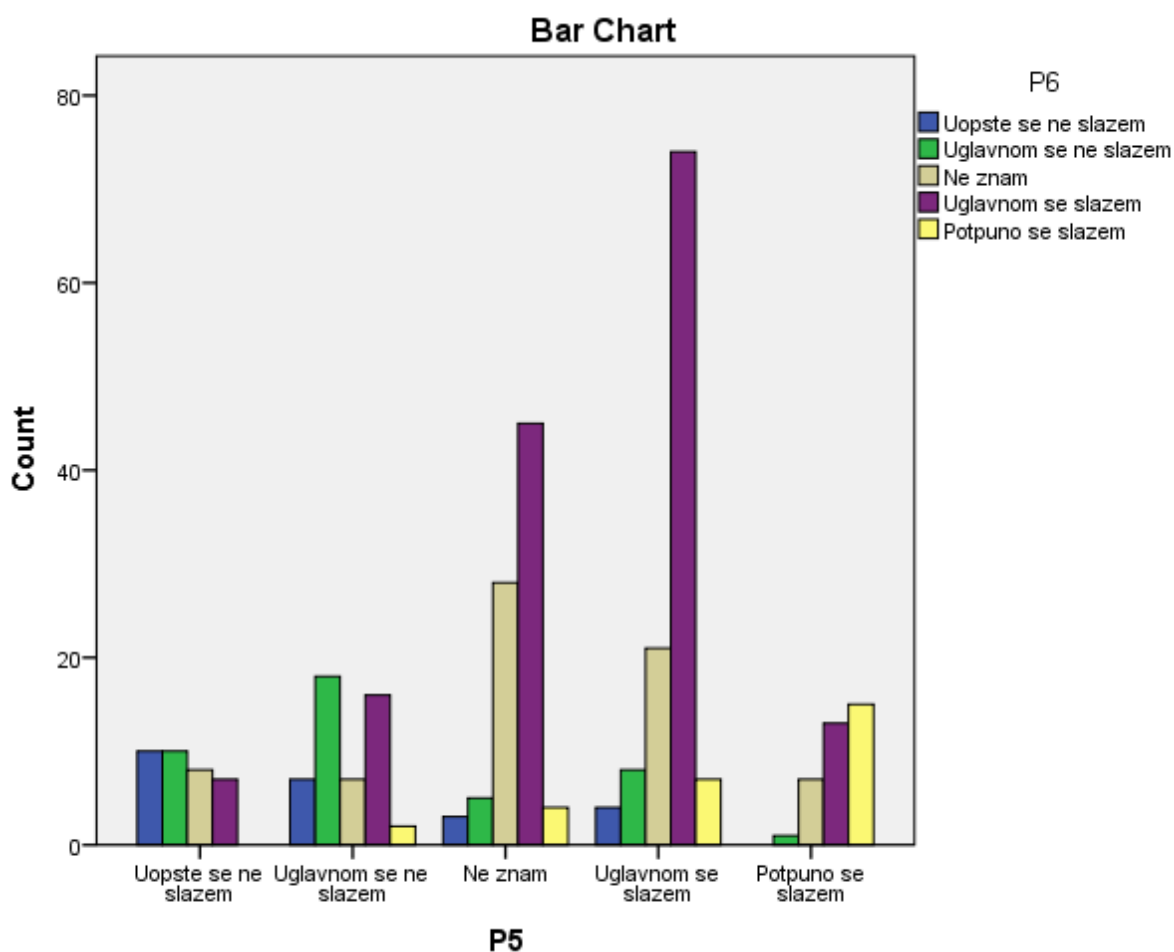
		Value	Asymp. Std. Error <sup>a</sup>	Approx. T <sup>b</sup>	Approx. Sig.
Ordinal by Ordinal	Gamma	.516	.054	8.301	.000
	Spearman Correlation	.448	.050	8.943	.000 <sup>c</sup>
Interval by Interval	Pearson's R	.479	.048	9.719	.000 <sup>c</sup>
N of Valid Cases		320			

a. Not assuming the null hypothesis.

b. Using the asymptotic standard error assuming the null hypothesis.

Rezultat prikazan u tabelama pokazuje da je  $X^2(16,1) = 141.026^a$ ,  $p < 0.05$ , čime je utvrđena statistički značajna korelacija između ispitivanih stavova ispitanika. Pirsonova korelacija meri linearni odnos između dve promenljive. Pearson's  $r = .479$  ukazuje na umerenu pozitivnu korelaciju. Spearmanova korelacija je mera korelacije meri monoton odnos između dve varijable na osnovu ranga podataka. Spearman Correlation rangova pokazuje vrednost  $Rho = .448$ .

Gamma kao simetrična mera udruživanja daje nam indikaciju snage odnosa između dve varijable. Gamma koeficijent  $.516$  ukazuje na to da poznavanjem nivoa prihvatanja prve tvrdnje poboljšava se predviđanje prihvatanja druge tvrdnje za 51,6%.



**Grafik 23. Grafički prikaz korelacije testiranja druge posebne hipoteze**

Na osnovu statističke obrade testiranih varijabli zaključujemo da je druga posebna hipoteza H2: Ukoliko su menadžeri stvorili organizaciono okruženje sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština utoliko će veštačka inteligencija pozitivnije funkcionisati u oblasti interne revizije, potvrđena.

Za proveru opravdanosti treće posebne hipoteze H3 koja glasi: Ukoliko organizacije kontinuirano ažuriraju primenu AI u reviziji utoliko će biti konkurentnije na globalnom tržištu, testirali smo odgovore ispitanika na iznete tvrdnje:

P7. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije moraju kontinuirano ažuriraju primenu AI u reviziji zbog ubrzanih tehnoloških promena?

P8. Da li se slažete sa tvrdnjom da se konkurentnost na globalnom tržištu ostvaruje samo implementacijom apdejtovanih dostignuća u oblasti AI?

**Tabela 60. Prikaz krostabulacije za testiranje treće posebne hipoteze**

**P7 \* P8 Crosstabulation**

		P8					Total
		Uopste se ne slazem	Uglavnom se ne slazem	Ne znam	Uglavnom se slazem	Potpuno se slazem	
P7	Uopste se ne slazem	Count 4	16	4	0	0	24
		% within P7 16.7%	66.7%	16.7%	0.0%	0.0%	100.0%
	Uglavnom se ne slazem	Count 0	32	7	0	3	42
		% within P7 0.0%	76.2%	16.7%	0.0%	7.1%	100.0%
	Ne znam	Count 0	10	31	29	1	71
		% within P7 0.0%	14.1%	43.7%	40.8%	1.4%	100.0%
	Uglavnom se	Count 6	6	40	94	7	153



slazem	% within P7	3.9%	3.9%	26.1%	61.4%	4.6%	100.0%
	Count	0	13	2	10	5	30
Potpuno se slazem	% within P7	0.0%	43.3%	6.7%	33.3%	16.7%	100.0%
	Count	10	77	84	133	16	320
Total	% within P7	3.1%	24.1%	26.2%	41.6%	5.0%	100.0%

**Tabela 61. Vrednosti Chi-Square Testa za treću posebnu hipotezu**

**Chi-Square Tests**

	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	186.761 <sup>a</sup>	16	.000
Likelihood Ratio	199.507	16	.000
Linear-by-Linear Association	67.523	1	.000
N of Valid Cases	320		

a. 9 cells (36.0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is .75.

**Tabela 62. Simetrične mere za treću posebnu hipotezu**

		<b>Symmetric Measures</b>			
		Value	Asymp. Std. Error <sup>a</sup>	Approx. T <sup>b</sup>	Approx. Sig.
Ordinal by Ordinal	Gamma	.511	.065	7.399	.000
Ordinal	Spearman Correlation	.428	.057	8.451	.000 <sup>c</sup>
Interval by Interval	Pearson's R	.460	.054	9.240	.000 <sup>c</sup>
N of Valid Cases		320			

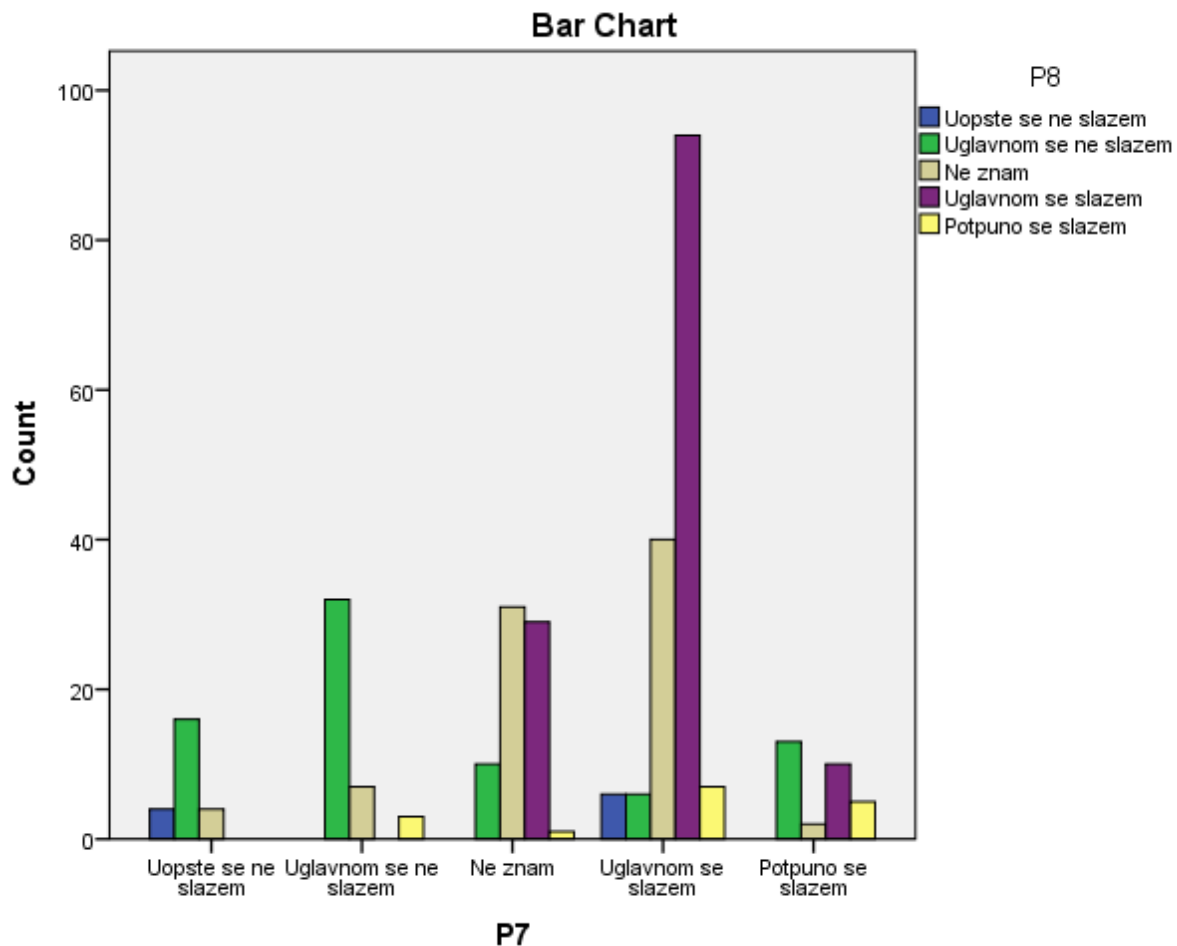
a. Not assuming the null hypothesis.

b. Using the asymptotic standard error assuming the null hypothesis.

c. Based on normal approximation.

Rezultat prikazan u tabelama pokazuje da je  $X^2(16,1) = 186.761^a$ ,  $p < 0.01$ , čime je utvrđena statistički značajna korelacija između ispitivanih stavova ispitanika. Pearsonova korelacija meri linearni odnos između dve promenljive. Pearson's  $r = .460$  ukazuje na umerenu pozitivnu korelaciju. Spearmanova korelacija meri monoton odnos između dve varijable na osnovu ranga podataka. Spearman Correlation rangova pokazuje vrednost  $Rho = .428$ .

Gamma kao simetrična mera udruživanja daje nam indikaciju snage odnosa između dve varijable. Gamma koeficijent .511 ukazuje na to da poznavnjem nivoa prihvatanja prve tvrdnje poboljšava se predviđanje prihvatanja druge tvrdnje za 51,1%.



**Grafik 24. Grafički prikaz korelacije testiranja treće posebne hipoteze**

Na osnovu statističke obrade testiranih varijabli zaključujemo da je treća posebna hipoteza: H3. Ukoliko organizacije kontinuirano ažuriraju primenu AI u reviziji utoliko će biti konkurentnije na globalnom tržištu, potvrđena.

## ZAKLJUČNA RAZMATRANJA

Uloga AI u reviziji brzo raste sa velikim implikacijama na reviziju kvaliteta i procesa. Naša kvalitativna istraživačka studija pruža dokaze o uticaju AI na faze revizije i revizije. Iako je u početnoj fazi usvajanja, njen uticaj je dobro prepoznat, a naponi su na putu da se pripreme preduzeća i profesija da iskoriste prednosti ove tehnologije i pomognu u poboljšanju kvaliteta i procesa revizije. Pored ulaganja u ove tehnologije, neke firme uspostavljaju zasebne laboratorije/jedinice za razvoj rešenja zasnovanih na veštačkoj inteligenciji, dok druge uspostavljaju multidisciplinarnе timove koji se sastoje od stručnjaka za AI i analitiku podataka zajedno sa tradicionalnim revizorima. Sa takvim mogućnostima i usvajanjem AI u procesu revizije, revizorske firme bi mogle da ponude ne samo nove konsultantske usluge koje dodaju vrednost koje su profitabilnije od tradicionalne revizije, već i da poboljšaju kvalitet revizije i donošenje odluka.

Revizorske firme bi trebalo da nastave sa svojim ulaganjem u veštačku inteligenciju, ukoliko ne žele da budu na začelju. Čini se da spoljni subjekti kao što su klijenti revizije, tela za postavljanje standarda revizije, profesionalne organizacije i regulatorna tela ograničavaju usvajanje i upotrebu AI tehnologija zbog svog konzervativnog pristupa usvajanju tehnologije i nedostatka tehnoloških veština. Iako se često okrivljuju što nisu jasno artikulirali elemente veštačke inteligencije u standardima i procesima, kvalitetni podaci i dobar pristup sa klijentom i odgovarajući set veština u revizorskoj firmi su ključni za uspeh inicijativa AI. Iako AI ima moćne mogućnosti da istražuje sive oblasti koje su do sada rešavane ljudskim rasuđivanjem, klijenti revizije, zabrinuti su za privatnost i bezbednost podataka jer imaju ograničenu mogućnost da obrađuju izuzetke koje generišu AI aplikacije i nemogućnost da dokumentuju upotrebu tehnologije za regulatore.

Ljudska pristrasnost ugrađena u program veštačke inteligencije zbog lošeg kvaliteta ulaznih podataka i nedostatka poverenja u rešenja veštačke inteligencije zbog „crne kutije“ su prepreke za usvajanje. Uzimajući u obzir pravne i reputacijske implikacije rada finansijske revizije i potrebu da revizori sa sigurnošću izraze mišljenje na osnovu podataka proizvedenih od strane AI sistema, ovakvo oklevanje u usvajanju može se razumeti. Mnoge faze revizije će biti pod uticajem usvajanja AI i faze revizije za koje se tradicionalno zna da će ili nestati ili se spojiti

sa drugim usvajanjem. Istražujući tehnološke, ekološke i organizacione faktore koji utiču na usvajanje AI u reviziji, zaključujemo da: Prvo, prikupljanje podataka je ograničeno na i kontekst i stoga ima ograničenu generalizaciju u smislu nalaza. Drugo, korišćenje terenskih studija poprečnog preseka, iako je metodološki bolja od jedne studije slučaja, pati od ograničenja u izvlačenju konačnih zaključaka koji su ugrađeni u kontekst. Potrebne su dalje detaljne studije slučaja da bi se razumelo kako veštačka inteligencija menja revizorsku praksu i revizorsku profesiju i dublji uvidi i dalje usavršavanje teorija.

Stručnjaci za veštačku inteligenciju i tehnološki partneri vodećih revizorskih firmi mogu da iskoriste faktore identifikovane u dosadašnjim studijama da poboljšaju razvoj rešenja i da razmotre poboljšanje korisničke podrške kako bi proširili upotrebu veštačke inteligencije od strane revizorskih firmi. Nalazi će pomoći revizorskim firmama i revizorima da shvate faze procesa revizije u kojima bi usvajanje moglo biti najefikasnije. S obzirom na značajna ulaganja potrebna za tehnološko rešenje i izgradnju veština i sposobnosti, razumevanje potencijalnog uticaja upotrebe veštačke inteligencije na revizijsku procenu, kvalitet revizije i učinak bi pomogao firmama da daju prioritet svojim resursima. S obzirom na složenosti povezane sa upotrebom veštačke inteligencije, revizori se suočavaju sa povećanim zahtevima za obradu i kodiranje i daljim naglaskom na kritičko razmišljanje i profesionalni skepticizam. Od budućeg revizora će se očekivati da poseduje dobro računovodstveno znanje naglašeno jakim znanjem u računovodstvenim tehnologijama i sposobnostima veštačke inteligencije i da bude vešt u komunikaciji kako bi mogao da efikasno tumači i saopšti podatke svom menadžmentu i klijentima revizije.

Na osnovu podataka predstavljenih u različitim delovima ove disertacije a u vezi sa automatizacijom i AI i ML u reviziji, može se izvući nekoliko ključnih zaključaka:

1. Integracija automatizacije i AI u reviziji posebno kroz tehnologije kao što je veštačka inteligencija (AI), i mašinsko učenje (ML) postaje sve zastupljenija u procesima revizije. Ova integracija nudi značajne mogućnosti za poboljšanje kvaliteta revizije, efikasnosti i obima.

2. Iako su potencijalne prednosti automatizacije i AI u reviziji značajne, uključujući poboljšani kvalitet revizije, povećanu efikasnost i mogućnost sprovođenja kontinuirane revizije, postoje i izazovi koje treba prevazići. Ovi izazovi uključuju visoke troškove prilagođavanja za procese revizije specifične za industriju i potrebu da se revizori prilagode novim kompetencijama i radnim tokovima.

3. Jačanje kriterijuma kvaliteta revizije AI obećava u poboljšanju kriterijuma kvaliteta revizije povećanjem efikasnosti, automatizacijom zadataka, omogućavanjem boljeg prosuđivanja i pružanjem sveobuhvatnijeg pristupa na revizorske prakse. Razumevanje faktora koji utiču na usvajanje veštačke inteligencije i razmatranje percepcije revizora o veštačkoj inteligenciji su od ključne važnosti za efikasno korišćenje njenih prednosti.

4. Ključni faktori za usvajanje tehnika revizije sa AI-om uključuju spremnost tehnologije, bezbednost, privatnost, zadovoljstvo kupaca, usklađenost sa propisima, poverenje korisnika, algoritamsku pristrasnost i razmatranje organizacionih faktora i faktora životne sredine.

5. Dok tehnologije veštačke inteligencije nude značajan potencijal za unapređenje procesa revizije kroz povećanje efikasnosti i poboljšanu analizu podataka, još uvek postoje izazovi za rešavanje, kao što su potreba za empirijskim dokazima o uticaju veštačke inteligencije i stalna važnost ljudskog rasuđivanja i stručnosti u revizorskim praksama.

6. Revizori generalno doživljavaju AI kao alat koji može poboljšati kvalitet revizije poboljšanjem efikasnosti, omogućavanjem boljeg prosuđivanja i fokusiranjem na oblasti visokog rizika. Međutim, potrebno je dalje istraživanje o tome kako će revizori komunicirati sa sistemima veštačke inteligencije i kako će AI uticati na procese revizije i procenu dokaza.

7. Integracija AI u funkcije interne revizije nudi mogućnosti za poboljšanje efikasnosti, efektivnosti i procene rizika. Interne revizije igraju ključnu ulogu u proceni AI algoritama, obezbeđivanju usklađenosti sa deklarisanim principima veštačke inteligencije i efikasnom upravljanju rizicima povezanim sa veštačkom inteligencijom.

Dok integracija automatizacije i AI u reviziji predstavlja značajne mogućnosti za poboljšanje procesa revizije i kvaliteta, za revizore i organizacije je od suštinskog značaja da se pozabave izazovima, razumeju ključne faktore za usvajanje i obezbede odgovornost, transparentnost i etički razvoj veštačke inteligencije i implementaciju u cilju realizacije punog potencijala ovih tehnologija u revizorskoj profesiji.

Istraživanje ima nekoliko ograničenja koja treba uzeti u obzir:

Prvo, zastupljenost predstavljenih studija možda neće obuhvatiti sve relevantne aspekte ili gledišta u vezi sa upotrebom automatizacije i veštačke inteligencije u reviziji. Ovo ograničenje može uticati na generalizaciju rezultata istraživanja.

Drugo, ograničenja u podacima i metodologiji takođe treba uzeti u obzir. Neke studije mogu biti ograničene dostupnošću podataka koji utiču na tačnost analize ili generalizaciju

nalaza. Pored toga, metode koje se koriste u istraživanju mogu imati određena ograničenja koja utiču na validnost ili pouzdanost rezultata.

Treće, ograničenja starosti podataka su važan faktor. Istraživanje se može oslanjati na podatke koji su zastareli ili više nisu relevantni za trenutne uslove ili trendove u revizorskoj praksi.

Četvrto, takođe treba uzeti u obzir ograničenja u geografskoj pokrivenosti. Neke studije mogu biti ograničene na određene geografske oblasti ili poslovna okruženja, što može ograničiti generalizaciju nalaza na različite situacije.

Peto, ograničenja u teorijskim pristupima mogu uticati na sveobuhvatno razumevanje proučavanih fenomena. Konačno, uvažavanje ovih ograničenja je važno da bi se obezbedio odgovarajući kontekst za tumačenje nalaza istraživanja i da bi ukazali na pravce za dalja istraživanja u ovoj oblasti. Za buduću agendu istraživanja u domenu upotrebe automatizacije i veštačke inteligencije (AI) u reviziji može se razmotriti nekoliko predloga:

Prvo, važno je sprovesti studije slučaja o stvarnim primenama AI u revizorskim praksama u različitim industrijama i poslovnim okruženjima. Ovo će pružiti dublji uvid u izazove, prednosti i efikasne strategije za usvajanje ove tehnologije. Nadalje, istraživanje o uticaju propisa, standarda i zakonskih okvira na upotrebu AI u reviziji postaje relevantno. Ovo uključuje analizu usklađenosti, odgovornosti i pravnih implikacija.

Takođe je potrebno sprovesti istraživanje o etičkim aspektima u vezi sa upotrebom AI u reviziji, uključujući etička razmatranja u donošenju odluka, transparentnost i odgovornost u korišćenju ove tehnologije. Dalje, istraživanje treba sprovesti na osnovu promena koje su potrebne u ulozi i kompetencijama revizora kao rezultat upotrebe AI u revizijama, uključujući identifikaciju novih potrebnih veština i efektivne strategije obuke i razvoja.

Integracija AI sa kontinuiranom revizijom je takođe relevantna tema za istraživanje, uključujući razvoj metoda i alata za sprovođenje kontinuiranih revizija korišćenjem AI tehnologije. Pored toga, potrebno je istraživanje o proceni rizika i bezbednosti povezanih sa upotrebom AI u reviziji, uključujući identifikaciju potencijalnih bezbednosnih pretnji, razvoj efektivnih bezbednosnih kontrola i upravljanje rizicima povezanim sa primenom ove tehnologije. Konačno, istraživanje o percepcijama i očekivanjima zainteresovanih strana o upotrebi AI u reviziji može pružiti dragocen uvid u usvajanje ove tehnologije i faktore koji utiču na njeno prihvatanje.

Iako možda još neće doći do radikalne promene, uloga revizora će nastaviti da se menja tokom vremena. Ovo se može pripisati tehnološkoj strani gde se razvoj kontinuirano razvija i različiti delovi procesa revizije uskoro će biti automatizovani, dok će za realizaciju potpuno funkcionalne tehničke integracije trebati neko vreme. Automatizacija procesa revizije će doneti promene u normalnom procesu revizije, kao što je vreme provedeno u reviziji. To će biti prednost za sve zainteresovane strane u industriji jer se veruje da automatizacija ne smanjuje zaposlenost u sektoru revizije. Revizori i AI mogu efikasno da se dopunjuju. Veštačka inteligencija bi bila fokusirana na ekstrakciju podataka, dok bi se revizori koncentrisali na analizu podataka i donošenje odluka. Revizori mogu da usmere više vremena da se konsultuju sa klijentima nudeći im veću vrednost za novac i vreme.

Studije koje su korišćene u analizi pružaju sveobuhvatno razumevanje uticaja veštačke inteligencije i mašinskog učenja na raseljavanje posla i mogućnosti zapošljavanja. One ističu da će potencijal za raseljavanje poslova verovatno biti značajan, posebno za niskokvalifikovane i rutinske poslove. Međutim, one takođe sugerišu da AI i mašinsko učenje imaju potencijal da stvore nove mogućnosti zapošljavanja i povećaju produktivnost. Sinteza pregleda literature pokazuje da je uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja na zapošljavanje složen i višestruk. Na njega utiče niz faktora kao što su brzina tehnološkog napretka, sposobnost radnika da se prilagode novim tehnologijama i specifične industrije i zanimanja koja su pogođena. Takođe je važno napomenuti da nalaze ovog pregleda literature treba razmotriti u kontekstu ograničenja korišćenih studija, kao što su njihov fokus na razvijene zemlje i kratkoročni uticaj na zapošljavanje. Pregled literature sugeriše da iako veštačka inteligencija i mašinsko učenje imaju potencijal da stvore nove mogućnosti zapošljavanja i povećaju produktivnost, oni takođe imaju potencijal da dovedu do značajnog izmeštanja poslova, posebno za niskokvalifikovane i rutinske poslove. Stoga je važno razumeti implikacije ovih tehnologija na radnu snagu i razmotriti politike koje mogu ublažiti negativan uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja na pomeranje posla dok maksimiziraju njihove potencijalne koristi.

Na osnovu pregleda literature na temu „Uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja na premeštanje posla i mogućnosti zapošljavanja“, postoji nekoliko oblasti za buduća proučavanja koje bi mogle da pomognu u daljem razumevanju implikacija ovih tehnologija na radnu snagu:

1. Dugoročni uticaj: Dok pregled literature pruža dobro razumevanje kratkoročnog



uticaja veštačke inteligencije i mašinskog učenja na raseljavanje posla i mogućnosti zapošljavanja, potrebno je više istraživanja da bi se razumele dugoročne implikacije ovih tehnologija. Ovo bi moglo da uključi studije koje prate uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja tokom niza godina kako bi se bolje razumela putanja promene.

2. Zemlje u razvoju: Pregled literature se prvenstveno fokusira na uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja na razvijene zemlje, a potrebno je više istraživanja da bi se razumele implikacije ovih tehnologija na zemlje u razvoju. Ovo bi moglo uključiti studije koje ispituju specifične izazove i mogućnosti sa kojima se suočavaju zemlje u razvoju u smislu raseljavanja poslova i mogućnosti zapošljavanja.

3. Sektori i zanimanja: Pregled literature sugerise da će se uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja na raseljavanje posla i mogućnosti zapošljavanja razlikovati od sektora i zanimanja. Potrebno je više istraživanja da bi se razumele specifične implikacije ovih tehnologija za različite industrije i vrste poslova.

4. Obrazovanje i veštine: Pregled literature sugerise da obrazovanje i nivo veština mogu uticati na uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja na raseljavanje posla i mogućnosti zapošljavanja. Više istraživanja je potrebno da se razume kako različiti programi obrazovanja i obuke mogu pripremiti radnike za promenljivo tržište rada.

5. Politika: Pregled literature sugerise da mogu postojati politike koje mogu da ublaže negativan uticaj veštačke inteligencije i mašinskog učenja na pomeranje posla dok maksimiziraju njihove potencijalne koristi. Potrebno je više istraživanja da bi se razumele najefikasnije politike za rešavanje implikacija veštačke inteligencije i mašinskog učenja na radnu snagu.

6. Interdisciplinarni pristup: Pregled literature oslanja se na studije iz različitih oblasti istraživanja kao što je ekonomija

U anketiranju je učestvovalo  $n = 188$  (58,8%) ispitanika muškog pola i  $n = 132$  (41,3%) ispitanika ženskog pola. Srednja vrednost zastupljenosti po polu je 1.41 a standardna devijacija .493.

Empirijskim istraživanjem koje je sprovedeno za potrebe ove doktorske disertacije bilo je analizirano ukupno 320 upitnika. U istraživanju je učestvovalo najviše ispitanika starosne grupe 26-35 godina  $n = 110$  (34,4%), a najmanje iz starosne grupe 56-65 godina  $n = 15$  (4,7%). Srednja vrednost zastupljenosti po starosnoj strukturi je 2,43 dok je standardna devijacija .1186. Istraživanjem je bilo obuhvaćeno najviše ispitanika sa višom/visokom školskom spremom  $n = 134$  (41,9%), a najmanje sa doktoratom  $n = 16$  (5,0%) i osnovnom školom  $n = 4$  (1,3%). Srednja

vrednost zastupljenosti po stepenu obrazovanja je 3,03 dok je standardna devijacija .878.

Hipotetički okvir za istraživanje u ovom radu određen je jednom opštom i tri posebne hipoteze.

Opšta hipoteza H0: Ukoliko organizacija primenjuje dostignuća AI i ML utoliko su veće mogućnosti da dostigne usklađenost praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija

Posebne hipoteze:

H1: Ukoliko su u organizaciji ostvarene automatizacija i osnaživanje radne snage u reviziji, utoliko će uticaj veštačke inteligencije na poboljšanje kriterijuma kvaliteta revizije biti pozitivniji

H2: Ukoliko su menadžeri stvorili organizaciono okruženje sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština utoliko će veštačka inteligencija pozitivnije funkcionisati u oblasti interne revizije

H3. Ukoliko organizacije kontinuirano ažuriraju primenu AI u reviziji utoliko će biti konkurentnije na globalnom tržištu

Unutrašnju saglasnost skale testirali smo uz pomoć Crombach alphe. Kronbahov koeficijent alfa  $\alpha=.891$  pokazuje visoku vrednost unutrašnje saglasnosti skale i potvrđuje da su varijable dobro odabrane i skala zadovoljava istraživački zadatak.

Dalji postupak uključivao je testiranje subskele koju smo sastavili od varijabli izabranih za testiranje opšte hipoteze i posebnih hipoteza. Te varijable su:

P1. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije u poslovanju treba da primenjuju dostignuća AI i ML?

P2. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije treba da nastoje da dostignu usklađenost praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija?

P3. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije treba da nastoje da osnaže radnu snagu u sektoru revizije?

P4. Da li se slažete sa tvrdnjom da radna snaga upoznata sa procesom automatizacije doprinosi pozitivnijem kvalitetu revizije?

P5. Da li se slažete sa tvrdnjom da su menadžeri najodgovorniji za stvaranje organizacionog okruženja sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština?

P6. Da li se slažete sa tvrdnjom da samo ako je organizaciona klima adekvatna veštačka inteligencija će pozitivnije funkcionisati u oblasti interne revizije?

P7. Da li se slažete sa tvrdnjom da organizacije moraju kontinuirano ažurirati primenu AI u

reviziji zbog ubrzanih tehnoloških promena?

P8. Da li se slažete sa tvrdnjom da se konkurentnost na globalnom tržištu ostvaruje samo implementacijom apdejtovanih dostignuća u oblasti AI?

Unutrašnju saglasnost odabrane subskale testirali smo, takođe, uz pomoć Crombach alphe. Kronbahov koeficijent alfa  $\alpha=.908$  pokazuje izuzetno visoku vrednost unutrašnje saglasnosti subskale i potvrđuje da su varijable dobro odabrane, odnosno da su istraživačka pitanja pogodna za testiranje postavljenih hipoteza.

Ovime su zadovoljeni zahtevi istraživačkog zadatka jer rezultat testiranja ukazuje na to da su stavovi ispitanika koji su prikazani u subskali u korelaciji sa postavljenim hipotezama. Kronbahov koeficijent alfa predstavlja prosečnu korelaciju između vrednosti na skali. Iznos tog pokazatelja kreće se između 0 i 1, pri čemu veći broj pokazuje veću pouzdanost, kao što je slučaj kod ovog primera provere pouzdanosti skale. Preporučuje se da se ne prihvata pouzdanost manja od 0.7, u našem slučaju vrednost je .908. U slučaju kada je mali broj vrednosti varijabli testiranih na skali (manji od 10), u ovom slučaju testirali smo 8 varijabli, postoji mogućnost da Kronbahov koeficijent alfa pokaže manju vrednost od preporučene. Tada se predlaže izračunavanje srednje vrednosti korelacije između svakog para vrednosti. Optimalna srednja vrednost korelacije između parova vrednosti na skali iznosi između 0.2 i 0.4.

Podaci prikazani u tabeli Pojedinačna statistika (M; SD) za subskalu vidimo da su srednje vrednosti korelacije testiranih varijabli u traženom rasponu, odnosno kreću se od 2.89 do 3.38.

Na osnovu statističke obrade testiranih varijabli zaključili smo da je generalna hipoteza: H0. Ukoliko organizacija primenjuje dostignuća AI i ML utoliko su veće mogućnosti da dostigne usklađenost praksi interne revizije sa tehnologijom koja se razvija, potvrđena.

Na osnovu statističke obrade testiranih varijabli zaključili smo da je prva posebna hipoteza: H1. Ukoliko su u organizaciji ostvarene automatizacija i osnaživanje radne snage u reviziji, utoliko će uticaj veštačke inteligencije na poboljšanje kriterijuma kvaliteta revizije biti pozitivniji, potvrđena.

Na osnovu statističke obrade testiranih varijabli zaključili smo da je druga posebna hipoteza H2: Ukoliko su menadžeri stvorili organizaciono okruženje sa atributima kao što su posvećenost, pristup, sposobnost i razvoj veština utoliko će veštačka inteligencija pozitivnije funkcionisati u oblasti interne revizije, potvrđena.

Na osnovu statističke obrade testiranih varijabli zaključili smo da je treća posebna

hipoteza: H3. Ukoliko organizacije kontinuirano ažuriraju primenu AI u reviziji utoliko će biti konkurentnije na globalnom tržištu, potvrđena.

## Popis tabela

TABELA 1. UTICAJ IMPLEMENTACIJE AI U REVIZIJU.....	40
TABELA 2. POLNA STRUKTURA ISPITANIKI-STATISTIČKI PODACI .....	87
TABELA 3. POLNA STRUKTURA ISPITANIKI-FREKVENCIJA I PROCENTI.....	87
TABELA 4. STAROSNA STRUKTURA ISPITANIKI-STATISTIČKI PODACI .....	89
TABELA 5. STAROSNA STRUKTURA ISPITANIKI -FREKVENCIJA I PROCENTI .....	89
TABELA 6. STEPEN OBRAZOVANJA-STATISTIČKI PODACI.....	91
TABELA 7. STEPEN OBRAZOVANJA - FREKVENCIJA I PROCENTI .....	91
TABELA 8. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P1.....	93
TABELA 9. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P2.....	95
TABELA 10. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P3.....	97
TABELA 11. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P4.....	99
TABELA 12. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P5.....	101
TABELA 13. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P6.....	103
TABELA 14. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P7.....	105
TABELA 15. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P8.....	107
TABELA 16. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P9.....	109
TABELA 17. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P10.....	111
TABELA 18. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P11 .....	113
TABELA 19. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P12.....	115
TABELA 20. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P13.....	117
TABELA 21. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P14.....	119
TABELA 22. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P15.....	121
TABELA 23. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P16.....	123
TABELA 24. STAVOVI ISPITANIKI U ODNOSU NA PITANJE P17.....	125
TABELA 25. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P1.....	127
TABELA 26. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P2.....	128
TABELA 27. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P3.....	129
TABELA 28. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P4.....	130
TABELA 29. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P5.....	131

TABELA 30. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P6. ....	132
TABELA 31. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P7. ....	133
TABELA 32. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P8. ....	134
TABELA 33. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P9. ....	135
TABELA 34. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P10. ....	136
TABELA 35. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P11. ....	137
TABELA 36. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P12. ....	138
TABELA 37. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P13. ....	139
TABELA 38. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P14. ....	140
TABELA 39. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P15. ....	141
TABELA 40. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P16. ....	142
TABELA 41. STATISTIČKI PRIKAZ ODGOVORA NA PITANJE P17. ....	143
TABELA 42. REZIME OBRADE ZA SKALU.....	144
TABELA 43. KOEFICIJENT CRONBACH'S ALPHA ZA SKALU .....	145
TABELA 44. POJEDINAČNA STATISTIKA (M; SD) ZA SKALU.....	145
TABELA 45. REZIME STATISTIKE STAVKI ZA SKALU .....	146
TABELA 46. REZIME OBRADE ZA SUBSKALU.....	147
TABELA 47. KOEFICIJENT CRONBACH'S ALPHA ZA SUBSKALU .....	147
TABELA 48. POJEDINAČNA STATISTIKA (M; SD) ZA SUBSKALU.....	147
TABELA 49. KORELACIONA MATRICA ZA SUBSKALU.....	148
TABELA 50. REZIME STATISTIKE STAVKI ZA SUBSKALU .....	148
TABELA 51. PRIKAZ KROSTABULACIJE ZA TESTIRANJE GENERALNE HIPOTEZE .....	150
TABELA 52. VREDNOSTI CHI-SQUARE TESTA ZA GENERALNU HIPOTEZU.....	151
TABELA 53. SIMETRIČNE MERE ZA GENERALNU HIPOTEZU .....	151
TABELA 54. PRIKAZ KROSTABULACIJE ZA TESTIRANJE PRVE POSEBNE HIPOTEZE .....	154
TABELA 55. VREDNOSTI CHI-SQUARE TESTA ZA PRVU POSEBNU HIPOTEZU.....	155
TABELA 56. SIMETRIČNE MERE ZA PRVU POSEBNU HIPOTEZU.....	155
TABELA 57. PRIKAZ KROSTABULACIJE ZA TESTIRANJE DRUGE POSEBNE HIPOTEZE.....	157
TABELA 58. VREDNOSTI CHI-SQUARE TESTA ZA DRUGU POSEBNU HIPOTEZU .....	158
TABELA 59. SIMETRIČNE MERE ZA DRUGU POSEBNU HIPOTEZU .....	158
TABELA 60. PRIKAZ KROSTABULACIJE ZA TESTIRANJE TREĆE POSEBNE HIPOTEZE.....	160

TABELA 61. VREDNOSTI CHI-SQUARE TESTA ZA TREĆU POSEBNU HIPOTEZU .....	161
TABELA 62. SIMETRIČNE MERE ZA TREĆU POSEBNU HIPOTEZU .....	162

### Popis grafikona

GRAFIK 1. PRIKAZ STATISTIČKIH POKAZATELJA VEZANIH ZA POLNU STRUKTURU ISPITANIKA .....	88
GRAFIK 2. PRIKAZ STAROSNIH GRUPA ISPITANIKA .....	90
GRAFIK 3. PRIKAZ STEPENA OBRAZOVANJA ISPITANIKA .....	92
GRAFIK 4. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P1 .....	94
GRAFIK 5. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P2 .....	96
GRAFIK 6. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P3 .....	98
GRAFIK 7. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P4 .....	100
GRAFIK 8. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P5 .....	102
GRAFIK 9. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P6 .....	104
GRAFIK 10. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P7 .....	106
GRAFIK 11. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P8 .....	108
GRAFIK 12. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P9 .....	110
GRAFIK 13. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P10 .....	112
GRAFIK 14. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P11 .....	114
GRAFIK 15. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P12 .....	116
GRAFIK 16. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P13 .....	118
GRAFIK 17. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P14 .....	120
GRAFIK 18. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P15 .....	122
GRAFIK 19. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P16 .....	124
GRAFIK 20. GRAFIČKI PRIKAZ STAVOVA ISPITANIKA U ODNOSU NA TVRDNJU P17 .....	126
GRAFIK 21. GRAFIČKI PRIKAZ TESTIRANJA GENERALNE HIPOTEZE. ....	152
GRAFIK 22. GRAFIČKI PRIKAZ KORELACIJE TESTIRANJA PRVE POSEBNE HIPOTEZE .....	156
GRAFIK 23. GRAFIČKI PRIKAZ KORELACIJE TESTIRANJA DRUGE POSEBNE HIPOTEZE.....	159
GRAFIK 24. GRAFIČKI PRIKAZ KORELACIJE TESTIRANJA TREĆE POSEBNE HIPOTEZE .....	163

## LITERATURA

- 1) Abdennadher, S., Grassa, R., Abdulla, H., & Alfalasi, A. (2021). The effects of blockchain technology on the accounting and assurance profession in the uae: an exploratory study. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 20(1), 53-71. <https://doi.org/10.1108/jfra-05-2020-0151>
- 2) Acemoglu, D., and Restrepo, P. (2018). "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets." NBER Working Paper, no. 24190.
- 3) Agnew H., (2016). "Auditing: Pitch battle," *Financial times* (May 9), <https://www.ft.com/content/268637f6-15c8-11e6-9d98-00386e39d>
- 4) Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2017). "What to Expect From Artificial Intelligence," *MIT Sloan Management Review* (58:3), pp. 23–27.
- 5) Ahrens T., and Chapman C. (2006). "Doing qualitative field research in management accounting: Positioning data to contribute to theory," *Accounting, Organizations and Society* (31), pp. 819–841.
- 6) Albawwat, I. and Frijat, Y. (2021). An analysis of auditors' perceptions towards artificial intelligence and its contribution to audit quality. *Accounting*, 755-762. <https://doi.org/10.5267/j.ac.2021.2.009>
- 7) Almeida, N. and Trigo, A. (2012). Open source workflow management systems for the internal audit process.. <https://doi.org/10.1145/2316936.2316938>
- 8) Almufadda, G. and Almezeini, N. (2021). Artificial intelligence applications in the auditing profession: a literature review. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 19(2), 29-42. <https://doi.org/10.2308/jeta-2020-083>
- 9) ANI, "AI Should Never Be Allowed to Substitute Human Discretion in Judicial Functioning: CJI," ETCIO, 27 January 2020, <https://cio.economic-times.indiatimes.com/news/government-policy/ai-should-never-be-allowed-to-substitute-human-discretion-in-judicial-functioning-cji/73651703>
- 10) Appelbaum, D., Budnik, S. & Vasarhelyi, M. (2020). Auditing and Accounting During and After the COVID-19 Crisis. *The CPA journal*, 90(6), pp. 14-19.



- 11) Arfaoui, F., Damak-Ayadi, S., Ghram, R., & Bouchekoua, A. (2016). Ethics education and accounting students' level of moral development: Experimental design in Tunisian audit context. *Journal of business ethics*, 161-173.
- 12) Bach, T., Khan, A., Hallock, H., Beltrão, G., & Sousa, S. (2022). A systematic literature review of user trust in ai-enabled systems: an hci perspective. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(5), 1251-1266. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2138826>
- 13) Baldwin, A., Brown, C., & Trinkle, B. (2006). "Opportunities for artificial intelligence development in the accounting domain: The case for auditing." *Intelligent System in Accounting, Finance and Management*, (14:3), pp. 77-86.
- 14) Bäßler, T., & Eulerich, M. (2023). Predictive process monitoring for internal audit: Forecasting payment punctuality from the perspective of the three lines model. 6–7, 14–19. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4080238>
- 15) Barr-Pulliam, D., Brazel, J. F., McCallen, J., & Walker, K. (2020). Data analytics and skeptical actions: The countervailing effects of false positives and consistent rewards for skepticism. 4–6., from <https://doi.org/10.2139/ssrn.3537180>
- 16) Betti, N., & Sarens, G. (2021). Understanding the internal audit function in a digitalised business environment. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 17(2), 197–216. <https://doi.org/10.1108/JAOC-11-2019-0114>
- 17) Bierstaker, J., Janvrin, D., and Lowe, D. (2014). "What factors influence auditors' use of computer-assisted audit techniques?" *Advances in Accounting* (30:1), pp. 67–74.
- 18) Bizarro P. A. and Dorian M. (2017). "Artificial Intelligence: the future of auditing," *Internal Auditing* (32:5), pp. 21-26.
- 19) Blair, M., & Stout, L. (2017). A team production theory of corporate law. In *Corporate Governance*, 169-250.
- 20) Bowling, S. & Meyer, C. (2019). How we Successfully Implemented AI in Audit. *Journal of Accountancy*, 227(5), pp. 26-28.
- 21) Brennan, B., Baccala M., and Flynn, M. (2017). "How Auditing Will incorporate AI," *CFO Auditing*, (<https://www.cfo.com/auditing/2017/02/artificial-intelligence-audits/>)

- 22) Butke, K., & Dagiliene, L. (2022). The Interplay between traditional and big data analytic tools in financial audit procedures. *SSRN Electronic Journal*, 5, 17–19.
- 23) Cannon, N.H. and Bedard, J.C., (2017). Auditing challenging fair value measurements: Evidence from the field. *The Accounting Review*, 92(4), pp.81-114.
- 24) Cao, S. S., Cong, L., & Yang, B. (2019). Financial reporting and blockchains: Audit pricing, misstatements, and regulation.
- 25) Cardinaels, E., Eulerich, M., & Salimi Sofla, A. (2021). Data analytics, pressure, and self-determination: Experimental evidence from internal auditors. *SSRN Electronic Journal*. 3-7, 22–24. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3895796>
- 26) Chan, H., DeBoskey, D. G., and Hee, K. (2012). “Audit fee patterns of Big Four and Non-Big Four firms,” *The CPA Journal*, (82:10), (<https://www.questia.com/magazine/1P3-2826779561/audit-fee-patterns-of-big-four-and-non-big-four-firms>)
- 27) Chen, T., Dong, X., & Yu, Y. (2018). Audit Market Competition and Audit Quality: Evidence from the Entry of Big 4 into City-Level Audit Markets in the U.S. Audit market competition and audit quality. Abingdon: Routledge.
- 28) Cho, S., Vasarhelyi, M. A., Sun, T. (Sophia), & Zhang, C. (Abigail). (2020). Learning from Machine Learning in Accounting and Assurance. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 17(1), 1–10. <https://doi.org/10.2308/jeta-10718>
- 29) Chowdhury EK (eds.) (2021) The essentials of machine learning in finance and accounting: prospects and challenges of using artificial intelligence in the audit process. Taylor and Francis Inc, London.
- 30) Chui, M., Manyika, J., and Miremadi, M. (2016). “Where machines could replace humans-and where they can't (yet),” *McKinsey Quarterly*, July <https://www.mckinsey.com/business-functions/digital-mckinsey/our-insights/where-machines-could-replace-humans-and-where-they-cant-yet>
- 31) Coetzee, P., & Lubbe, D. (2014). Improving the efficiency and effectiveness of risk-based internal audit engagements. *International Journal of Auditing*, 18(2), 115-125.
- 32) Commerford, B., Joe, J., Dennis, S., & Wang, J. (2019). COMPLEX ESTIMATES AND AUDITOR RELIANCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE. Abingdon: Routledge

- 33) Cooper, L. A., Holderness, D. K., Sorensen, T. L., & Wood, D. A. (2019). Robotic Process Automation in Public Accounting. *Accounting Horizons*, 33(4), 15–35. <https://doi.org/10.2308/acch-52466>
- 34) Copeland, B. (2000). *Alan Turing and the origins of AI*. [http://www.alanturing.net/turing\\_archive/pages/Reference%20Articles/what\\_is\\_AI/What%20is%20AI03.html](http://www.alanturing.net/turing_archive/pages/Reference%20Articles/what_is_AI/What%20is%20AI03.html)
- 35) Dagunduro, M., Falana, G., Adewara, Y., & Busayo, T. (2023). Application of artificial intelligence and audit quality in nigeria. *Advances in Multidisciplinary & Scientific Research Journal Publication*, 11(1), 39-56. <https://doi.org/10.22624/aims/humanities/v11n1p4>
- 36) Dahabiyeh, L. (2023). Challenges of using rpa in auditing: a socio-technical systems approach. *Intelligent Systems in Accounting Finance & Management*, 30(2), 76-86. <https://doi.org/10.1002/isaf.1537>
- 37) Dai, J., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Imagineering Audit 4.0. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(1), 1-15.
- 38) Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial Intelligence for the Real World. *Harvard Business Review*, 108–116.
- 39) Dekeyser, S., Gaeremynck, A., & Willekens, M. (2019). Evidence of Industry Scale Effects on Audit Hours, Billing Rates, and Pricing. *Contemporary Accounting Research*, 36(2), 666–693. <https://doi.org/10.1111/1911-3846.12460>
- 40) Deloitte. (2019). Using AI to unleash the power of unstructured government data, Deloitte Insights (<https://www2.deloitte.com/insights/us/en/focus/cognitive-technologies/natural-language-processing-examples-in-government-data.html>)
- 41) Dickey, G., Blanke, S. & Seaton, L. (2019). Machine Learning in Auditing: Current and Future Applications. *The CPA Journal*, 89(6), pp. 16-21.
- 42) Dogru, A. K., & Keskin, B. B. (2020). AI in operations management: applications, challenges and opportunities. *Journal of Data, Information and Management*, 2(2), 67-74.
- 43) Dora, M., Kumar, A., Mangla, S., Pant, A., & Kamal, M. (2021). Critical success factors influencing artificial intelligence adoption in food supply chains. *International Journal of*

Production Research, 60(14), 4621-4640.  
<https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1959665>

- 44) Doshi-Velez and Been Kim. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. *arXiv preprint arXiv:1702.08608*,
- 45) Dowling, C. and Leech, S. (2014). "A Big 4 Firm's Use of Information Technology to Control the Audit Process: How an Audit Support System is Changing Auditor Behavior," *Contemporary Accounting Research* (31:1), pp. 230-252.
- 46) Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data – evolution, challenges and research agenda. *International Journal of Information Management*, 48, 63–71.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021>
- 47) Dowling, C. and Leech, S. (2014). "A Big 4 Firm's Use of Information Technology to Control the Audit Process: How an Audit Support System is Changing Auditor Behavior," *Contemporary Accounting Research* (31:1), pp. 230-252.
- 48) Elewa, M. a.-H. (2019). The Effect of Audit Quality on Firm Performance: A Panel Data Approach. *International Journal of Accounting and Financial Reporting*, 299-244.
- 49) Ergen M (2019) What is artificial intelligence? Technical considerations and future perception. *Anatol J Cardiol* 22(2):5–7. <https://doi.org/10.14744/AnatolJCardiol.2019.79091>
- 50) Etheridge, H. L., Sriram, R. S. & Hsu, H. Y. K. (2000). A Comparison of Selected Artificial Neural Networks that Help Auditors Evaluate Client Financial Viability. *Decision Sciences*, 31(2), pp. 531-550.
- 51) Eulerich, M., Georgi, C., & Schmidt, A. (2020). Continuous auditing and risk-based audit planning. 4, 7, 10–12. from <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3330570>
- 52) Eulerich, M., Pawlowski, J., Waddoups, N., & Wood, D. A. (2021). A framework for using robotic process automation for audit tasks. *Contemporary Accounting Research*, from <https://ssrn.com/abstract=3904734>
- 53) Fedyk, A., Hodson, J., Khimich, N., & Fedyk, T. (2022). Is artificial intelligence improving the audit process?. *Review of Accounting Studies*, 27(3), 938-985.  
<https://doi.org/10.1007/s11142-022-09697-x>

- 54) Frey, C. B., and Osborne, M. A. (2017). "The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?" *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 114, pp. 254-280.
- 55) Gao, R., Huang, S., & Wang, R. (2020). *Data analytics and audit quality* (Research Paper No. 2022-151). Singapore Management University School of Accountancy. 2-3,14–15. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3928355>
- 56) Ghanoum S, Alaba FM (2020) Integration of artificial intelligence in auditing: the effect on auditing. <https://www.diva-portal.org>.
- 57) Gepp, A., Linnenluecke, M., O'Neill, T., & Smith, T. (2018). Big data in accounting and finance: a review of influential publications and a research agenda. In *4th Forensic Accounting Teaching and Research Symposium* (Vol. 40, pp. 102-115).
- 58) Goh, C., Pan, G., Seow, P .S., Lee, B.H.Z., and Young M. (2019). "Charting the future of accountancy with AI," *Research Collection School of Accountancy* ([https://ink.library.smu.edu.sg/soa\\_research/1806](https://ink.library.smu.edu.sg/soa_research/1806)).
- 59) Gotthardt, M., Koivulaakso, D., Paksoy, O., Saramo, C., Martikainen, M. & Lehner, O., (2020). Current State and Challenges in the Implementation of Smart Robotic Process Automation in Accounting and Auditing. *CRN Journal of Finance and Risk Perspectives*, 9(1), pp. 90-102.
- 60) Hao-Fei Cheng, Logan Stapleton, Ruiqi Wang, Paige Bullock, Alexandra Chouldechova, Zhiwei Steven Wu, and Haiyi Zhu. Soliciting stakeholders' fairness notions in child maltreatment predictive systems. In *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 1–17, 2021.
- 61) Hathaway, I., Maxim, R., Muro, M., & Whiton, J. (2019). Automation and artificial intelligence: How machines are affecting people and places. *Metropolitan Policy Program at Brookings*.
- 62) Hermann, J.; M. Del Balso (2017). "Meet Michelangelo: Uber's Machine Learning Platform," Uber Engineering,, <https://eng.uber.com/michelangelo-machine-learning-platform/>
- 63) Hitachi, (2017). "Take on This Unpredictable Business Age Together With Hitachi AI Technology/H," [https://social-innovation.hitachi/-/media/project/hitachi/sib/en/solutions/ai/pdf/ai\\_en\\_170310.pdf](https://social-innovation.hitachi/-/media/project/hitachi/sib/en/solutions/ai/pdf/ai_en_170310.pdf)

- 64) Houser, K., & Sanders, D. (2018). The use of big data analytics by the IRS: What tax practitioners need to know. *Journal of Taxation*, 128(2), 4–5. <https://ssrn.com/abstract=3120741>.
- 65) Hu, K., Chen, F., Hsu, M., & Tzeng, G. (2020). Identifying key factors for adopting artificial intelligence-enabled auditing techniques by joint utilization of fuzzy-rough set theory and mrdm technique. *Technological and Economic Development of Economy*, 27(2), 459-492. <https://doi.org/10.3846/tede.2020.13181>
- 66) Huang, F., No, W. G., Vasarhelyi, M., & Yan, Z. (2022). Audit data analytics, machine learning, and full population testing. 6–8.
- 67) Huber, G. P. (1991). ORGANIZATIONAL LEARNING: THE CONTRIBUTING PROCESSES AND THE LITERATURES. *ORGANIZATIONAL LEARNING*, 2(1), 29.
- 68) Information Commissioner’s Office (ICO) (2019). “Fully Automated Decision Making AI Systems: The Right to Human Intervention and Other Safeguards,” United Kingdom, 5 August 2019, <https://ico.org.uk/about-the-ico/news-and-events/ai-blog-fully-automated-decision-making-ai-systems-the-right-to-human-intervention-and-other-safeguards/>
- 69) Issa, H., Sun, T., and Vasarhelyi M., A. (2016). “Research ideas for artificial intelligence in auditing: The formalization of audit and workforce supplementation,” *Journal of Emerging Technologies in Accounting* (13:2), pp. 1-20.
- 70) Jachi, M., & Yona, L. (2019). The Impact of Independence of Internal Audit Function on Transparency and Accountability Case of Zimbabwe Local Authorities. *Research Journal of Finance and Accounting*, 64-77.
- 71) Julius Adebayo, Justin Gilmer, Michael Muelly, Ian Goodfellow, Moritz Hardt, and Been Kim (2018). Sanity checks for saliency maps. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 9525–9536.
- 72) Kahyaoglu, S. B., & Aksoy, T. (2021). Artificial intelligence in internal audit and risk assessment. In *Financial ecosystem and strategy in the digital era*. Contributions to Finance and Accounting. Springer.
- 73) Kend, M. and Nguyen, L. (2020). Big data analytics and other emerging technologies: the impact on the Australian audit and assurance profession. *Australian Accounting Review*, 30(4), 269-282. <https://doi.org/10.1111/auar.12305>

- 74) Kipp, P., Olvera, R., Robertson, J. C., & Vinson, J. (2020). Examining Algorithm Aversion in Jurors' Assessments of Auditor Negligence: Audit Data Analytic Exception Follow Up with Artificial Intelligence. <https://ssrn.com/abstract=3775740>
- 75) Kokina, J. & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), pp. 115-122.
- 76) Kozlowski S (2018) An audit ecosystem to support blockchain-based accounting and assurance. Emerald Publishing Limited, Bingley. <https://doi.org/10.1108/978-1-78743-413-420181015>
- 77) KPMG. (2018). "AUDIT 2025: The future is now," *Forbes Insights*. ([https://i.forbesimg.com/forbesinsights/kpmg\\_audit2025/KPMG\\_Audit\\_2025.pdf](https://i.forbesimg.com/forbesinsights/kpmg_audit2025/KPMG_Audit_2025.pdf))
- 78) Landers, R. and Behrend, T. (2023). Auditing the ai auditors: a framework for evaluating fairness and bias in high stakes ai predictive models. *American Psychologist*, 78(1), 36-49. <https://doi.org/10.1037/amp0000972>
- 79) Lehmann, D., & Thor, M. (2020). The next generation of internal audit: Harnessing value from innovation and transformation. *The CPA Journal*.
- 80) Lee, D. (2016). "Tay: Microsoft Issues Apology Over Racist Chatbot Fiasco," BBC, 25 March 2016, <https://www.bbc.com/news/technology-35902104>
- 81) Liken, S. (2020). Eight emerging technologies and six convergence themes you need to know about. <https://www.pwc.com/us/en/tech-effect/emerging-tech/essential-eight-technologies.html>
- 82) Lins, S., Thiebes, S., Schneider, S., & Sunyaev, A. (2015). What is really going on at your cloud service provider? creating trustworthy certifications by continuous auditing.. <https://doi.org/10.1109/hicss.2015.629>
- 83) Manson, S., McCartney, S., and Sherer, M. (2001). "Audit automation as control within audit firms," *Accounting, Auditing & Accountability Journal* (14:1), pp. 109-30.
- 84) Mansour, E. (2016). Factors affecting the adoption of computer assisted audit techniques in audit process. Findings from Jordan. *Business and Economic Research*, 200-269.

- 85) Mathias, J., & Kwasira, J. (2019). Inventory audit and performance of procurement function in selected public universities in Western Kenya. *The Strategic Journal of Business & Change Management*, 2379-2384.
- 86) McCollum, T. (2017). "Audit in an age of intelligent machines: Already in use at many organizations, artificial intelligence is poised to transform the way business operates," *Internal Auditor* (74:6), pp. 24-29 (<https://iaonline.theiia.org/2017/Pages/Audit-in-an-Age-of-Intelligent-Machines.aspx>)
- 87) McKinsey Global Institute (2018). "Jobs Lost, Jobs Gained: What the Future of Work Will Mean for Jobs, Skills, and Wages."
- 88) Merriam-Webster. (n.d.). *Automation*. Retrieved from Merriam-Webster: <https://www.merriam-webster.com/dictionary/automation>
- 89) Minkinen, M., Laine, J., & Mäntymäki, M. (2022). Continuous auditing of artificial intelligence: a conceptualization and assessment of tools and frameworks. *Digital Society*, 1(3). <https://doi.org/10.1007/s44206-022-00022-2>
- 90) Munevar, K., & Patatoukas, P. N. (2020). The blockchain evolution and revolution of accounting. *Information for Efficient Decision Making: Big Data, Blockchain and Relevance*, 1, 5, 19. from <https://doi.org/10.2139/ssrn.3681654>
- 91) Murphy, H. 2017. "Auditing less of a burden as accountants embrace AI," *Financial Times*. (<https://www.ft.com/content/0898ce46-8d6a-11e7-a352-e46f43c5825d>)
- 92) Murdoch, W James, Chandan Singh, Karl Kumbier, Reza Abbasi-Asl, and Bin Yu. Definitions, methods, and applications in interpretable machine learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(44):22071–22080, 2019.
- 93) Nelson, M. W. (2009). A model and literature review of professional skepticism in auditing. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 28(2m), 1–34. from <https://doi.org/10.2308/aud.2009.28.2.1>
- 94) Nonnenmacher, J., Kruse, F., Schumann, G., & Gómez, J. (2021). Using autoencoders for data-driven analysis in internal auditing. <https://doi.org/10.24251/hicss.2021.697>
- 95) Noor, N.R.A.M., & Mansor, N. (2019). Exploring the Adaptation of Artificial Intelligence in Whistleblowing Practice of the Internal Auditors in Malaysia. *Procedia Computer Science*, 434-439.



- 96) Omoteso, K. (2012). "The Application of Artificial Intelligence in Auditing: Looking back to the Future," *Experts Systems with Applications: An International Journal* (39), pp. 8490 – 8495.
- 97) Panda B, Leepsa NM (2017) Agency theory: review of theory and evidence on problems and perspectives. *Indian J Corp Gov* 10(1):74–95. <https://doi.org/10.1177/0974686217701467>
- 98) PricewaterhouseCoopers (PwC), "PwC Releases Report on Global Impact and Adoption of AI," 25 April 2017, <https://www.pwc.com/us/en/press-releases/2017/report-on-global-impact-and-adoption-of-ai.html>
- 99) Puthukulam, G., Ravikumar, A., Sharma, R., & Meesaala, K. (2021). Auditors' perception on the impact of artificial intelligence on professional skepticism and judgment in oman. *Universal Journal of Accounting and Finance*, 9(5), 1184-1190. <https://doi.org/10.13189/ujaf.2021.090527>
- 100) Raji, I. D., & Buolamwini, J. (2019). Actionable auditing: Investigating the impact of publicly naming biased performance results of commercial ai products. In *Proceedings of the 2019 AAAI/ACM Conference on A.I., Ethics, and Society*, 2-600.
- 101) Rikhardsson, P., Thórisson, K., Bergthorsson, G., & Batt, C. (2022). Artificial intelligence and auditing in small- and medium-sized firms: expectations and applications. *Ai Magazine*, 43(3), 323-336. <https://doi.org/10.1002/aaai.12066>
- 102) Rodrigues, L., Pereira, J., Silva, A., & Ribeiro, H. (2023). The impact of artificial intelligence on audit profession. *Journal of Information Systems Engineering & Management*, 8(1), 19002. <https://doi.org/10.55267/iadt.07.12743>
- 103) Roussy, M., Barbe, O., & Raimbault, S. (2020). Internal audit: From effectiveness to organizational significance. *Managerial Auditing Journal*, 35(2), 322–342.
- 104) Salijeni, G., Samsonova-Taddei, A., & Turley, W. (2018). Big data and changes in audit technology: contemplating a research agenda. *Accounting and Business Research*, 49(1), 95-119. <https://doi.org/10.1080/00014788.2018.1459458>
- 105) Satyapriya Krishna, Tessa Han, Alex Gu, Javin Pombra, Shahin Jabbari, Steven Wu, and Himabindu Lakkaraju. The disagreement problem in explainable machine learning: A practitioner's perspective. *arXiv e-prints*, pages arXiv–2202, 2022.

- 106) Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2014). *Business Intelligence and Analytics*. Pearson Education. STATA. (2021). *Box-Cox regression models*.
- 107) Seethamraju, R. and Hecimovic, A. (2022). Adoption of artificial intelligence in auditing: an exploratory study. *Australian Journal of Management*, 48(4), 780-800. <https://doi.org/10.1177/03128962221108440>
- 108) Stevenson, W. J. (2020). *Operations Management*. McGraw Hill.
- 109) Sun T., and Vasarhelyi M., A. (2017). “Deep Learning and the Future of Auditing: How an Evolving Technology Could Transform Analysis and Improve Judgment,” *CPA Journal* (87:6): pp. 24-29.
- 110) Taft, J. P., Webster, M. S., Bisanz, M., & Tsai, J. (2020). *The blurred lines of organizational risk management*. <https://www.mayerbrown.com/en/perspectives-events/publications/2020/07/the-blurred-lines-of-organizational-risk-management>
- 111) The European Parliament and The European Council. General data protection regulation. Off. J. Eur. Union, 2014.
- 112) Tepalagul, N. and Ling, L. (2014). Auditor independence and audit quality. *Journal of Accounting Auditing & Finance*, 30(1), 101-121. <https://doi.org/10.1177/0148558x14544505>
- 113) Tornatzky, L. and Fleischer, M. (1990). *The Process of Technology Innovation*, Lexington: Lexington Books. Vasarhelyi, M.A. and Kogan, A. 2017. “Artificial Intelligence in Accounting and Auditing. Towards a new paradigm,” *Rutgers* (4), (<http://raw.rutgers.edu/MiklosVasarhelyi/Resume%20Articles/BOOKS/B13.%20artificial%20intelligence.pdf>)
- 114) Ukpong, E., Udoh, I., & Essien, I. (2019). Artificial intelligence: opportunities, issues and applications in banking, accounting, and auditing in Nigeria. *Asian Journal of Economics Business and Accounting*, 1-6. <https://doi.org/10.9734/ajeba/2019/v10i130099>
- 115) Valerie Chen, Jeffrey Li, Joon Sik Kim, Gregory Plumb, and Ameet Talwalkar (2022). Interpretable machine learning: Moving from mythos to diagnostics. *Queue*, 19(6):28–56,
- 116) Wellmeyer, P. (2022). In the era of audit data analytics, what’s happened to audit sampling? <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3690569>

- 117) Wen, Y. (2020), "A review of researches on accounting in China brought by artificial intelligence", 5th International Conference on Economics, Management, Law and Education (EMLE 2019), Atlantis Press, pp. 476-482.
- 118) World Economic Forum (2015).. *Deep Shift: Technology Tipping Points and Social Impact*. Available at: [http://www3.weforum.org/docs/WEF\\_GAC15\\_Technological\\_Tipping\\_Points\\_report\\_2015.pdf](http://www3.weforum.org/docs/WEF_GAC15_Technological_Tipping_Points_report_2015.pdf),
- 119) Wu, Y., Kosinski, M., and Stillwell, D. (2015). "Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans," In *Proceedings of National Academy of Sciences of United States of America*, (112:4), pp. 1036-40.
- 120) Zhang, Y., Xiong, F., Xie, Y., Xuan, F., & Gu, H. (2020). The impact of artificial intelligence and blockchain on the accounting profession. *Ieee Access*, 8, 110461-110477. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3000505>