

SNAGOM PODATAKA DO OSIGURANJA BUDUĆNOSTI

Sažetak

Blockchain tehnologija,¹ softverski roboti,² Internet inteligentni uređaji³ i razni aspekti veštačke inteligencije (engl. Artificial Intelligence = AI), vrlo često se pominju u savremenoj literaturi kao veliki potencijal za unapređenje procesa u oblasti osiguranja. Algoritmi koji su u osnovi AI otkrivaju statističku korelaciju u podacima koje analiziraju i time mašinama omogućavaju obavljanje zadataka koji bi zahtevali ljudsku inteligenciju. Mašinsko učenje (engl. Machine learning = ML) je podskup veštačke inteligencije namenjen za proučavanje i prepoznavanje obraza u ponašanju, korišćenjem statističkih metoda obrade dostupnih podataka. Ključna korist koju kompanije mogu imati od AI je predviđanje budućih trendova, na osnovu toga što softver samostalno uočava obrasce u dostupnim podacima.

Postoje velike mogućnosti primene veštačke inteligencije u osiguranju, koje će biti detaljnije opisane u radu. AI se može koristiti u osiguravajućim kompanijama za uvođenje usluga koje se baziraju na upotrebi određenog resursa (npr. vožnja vozila), usluge skrojene po potrebama pojedinačnog osiguravanih, nove vrste osiguranja, poboljšanje procene rizika, uvođenje novih dodatnih faktora za obračun cene polise, optimizaciju cena, modeliranje raskida polisa, sofisticirani sistem upravljanja odnosom s klijentima, povećanje broja interakcija s osiguranicima, pametne aplikacije na mobilnim uređajima, chatbotove, automatska obaveštenja o opasnostima od npr. poplave, naprednu analitiku u prevenciji prevara u osiguranju, prepoznavanju oblika na fotografijama za podršku proceni šteta na vozilima, itd.

Ključne reči: veštačka inteligencija, mašinsko učenje, osiguranje

* Globos osiguranje a.d.o.

** Generali osiguranje Srbija a.d.o.

1 Pavlović, B. (2018). Blockchain tehnologija u osiguranju – nove tendencije sa potencijalom većim od rudarenja Bitcoina. Zbornik radova SORS, p. 239-255

2 Pavlović, B. (2019). Softverski roboti u funkciji razvoja digitalnog poslovanja osiguravača. Zbornik radova SORS, p. 199-218

3 Pavlović, B. (2020). Uticaj internet inteligentnih uređaja na moderne trendove u osiguranju. Zbornik radova SORS, p. 143-164

Abstract

Blockchain technology, software robots, Internet intelligent devices, and various aspects of Artificial Intelligence (AI) is very often mentioned in contemporary literature, as a great potential for improving processes in the field of insurance. Algorithms that are the basis of AI reveal statistical correlation in analysed data and thus enable machines to perform tasks requiring human intelligence. Machine learning is a subset of Artificial Intelligence designed to study and identifies patterns in behaviour, using statistical methods of available data processing. The key benefits companies can benefit from AI is predicting future trends, based on the fact that the software independently perceives patterns in the available data.

There are great possibilities for applying artificial intelligence in insurance, which will be described in more detail in the paper. AI can be used in insurance companies to introduce services based on the use of a specific resource (e.g. driving a vehicle), services tailored to the needs of an individual insured person, new types of insurance, improvement of risk assessment, the introduction of new additional factors for calculating the price of the policy, price optimization, modelling of policy termination, sophisticated customer relationship management system, increasing the number of interactions with insured persons, smart applications on mobile devices, chatbots, automatic notifications of hazards e.g. floods, advanced analytics in insurance fraud prevention, recognition of shapes in photos to support damage assessment on vehicles, etc.

Keywords: Artificial Intelligence, Machine Learnings, Insurance

Uvod

Proučavanje obrazaca ljudskog mozga kao i formalizacija razmišljanja i zaključivanja od davnina, još od egipatskih inženjera i grčkih filozofa, su bili inspiracija naučnicima. Od starogrčkih silogizama, preko svih matematičkih teorija logike, do današnjih modela AI zasnovanih na obradi velike količine podataka, želja se svodila na razumevanje razmišljanja i dizajniranje samostalnih inteligentnih agenata koji su sposobni da razumeju svet oko sebe i maksimizuju verovatnoću uspeha dostizanja nekog cilja. Veštačka inteligencija je sposobnost mašina da obavljaju određene zadatke za koje je potrebna inteligencija koju pokazuju ljudi i životinje.

Svakodnevni rast generisanja podataka je osnovni pokretač korišćenja veštačke inteligencije. Kompanije, institucije, organizacije i fizička lica generišu dnevno preko 2,6 miliona terabajta podataka.⁴ Obrada tih podataka omogućava primenu AI u raznim delatnostima, uključujući osiguranje.

4 Kumar, N., Srivastava, J. And Bisht, H. (2019). Artificial Intelligence in Insurance Sector, Journal o The Gujarat Research Society

Korak po korak od prirodne do veštačke inteligencije

Najraniji značajni radovi u oblasti veštačke inteligencije pripadaju britanskom naučniku i pioniru u oblasti kompjutera, Alanu Matisonu Tjuringu.⁵ Tjuring je 1935. godine opisao apstraktnu računarsku mašinu koja se sastoji od neograničene memorije i skenera koji se kreće napred-nazad kroz memoriju, simbol po simbol, čitajući ono što pronade, a zatim zapisujući dalje simbole. Radnje skenera diktira program instrukcija koji se takođe čuva u memoriji u obliku simbola. Ovo je Tjuringov koncept uskladištenog programa pri čemu mašina ima mogućnost da radi na sopstvenom programu i tako ga modifikuje i poboljšava. Tjuringova koncepcija je sada poznata kao Univerzalna Tjuringova mašina. Alan Tjuring je u svom uticajnom radu iz 1950. godine dao predlog testa pomoću koga je moguće utvrditi da li je neka mašina inteligentna. Jednostavno definisano, mašina je inteligentna ukoliko u konverzaciji sa njom ne možemo da je razlikujemo od čoveka. Da bi mašina položila Tjuringov test mora da ima sledeće sposobnosti: obradu prirodnog jezika, predstavljanje znanja, donošenje zaključaka i učenje.

Formalni početak AI je 1956. godina kada je grupa, do tada već iskusnih istraživača u ovoj oblasti, organizovala konferenciju na Dartmut koledžu u Americi na kojoj su razmatrana dotadašnja dostignuća i budući pravci razvoja. Na predlog američkog naučnika Džona Makartija,⁶ kasnijeg dobitnika Tjuringove nagrade i kreatora programskog jezika LISP, oblast je nazvana veštačka inteligencija.

Prvi uspesi veštačke inteligencije

Najraniji uspešni programi u oblasti veštačke inteligencije uglavnom su se bavili čuvenim logičkim i strateškim igrama, gde bi mašina bila programirana i trenirana da pobeđi u igri protiv čoveka. Kristofer Streči je napisao 1951. godine program za igru dama koji je do leta 1952. godine mogao da igra razumnom brzinom kompletnu partiju dama. Iste 1952. godine naučnik Artur Semjuel takođe je napisao program za dame koji je kroz nekoliko narednih godina značajno unapredio. Ključna promena je bila dodavanje funkcija koje su omogućile programu da uči iz iskustva. Semjuel je zatim uključio mehanizme za učenje napamet i za generalizaciju što je na kraju dovelo do toga da njegov program 1962. godine pobeđi u takmičenju protiv četvrtog rangiranog igrača dama u Americi. Semjuelov program dama je takođe bio značajan po tome što je bio jedan od prvih pokušaja u evolucionom računarstvu. Njegov program je evoluirao tako što je menjao sebe trenutno najboljom verzijom svog programa. Pobednik partije bi uvek postajao nova aktuelna verzija programa. Evoluciono računarstvo obično

⁵ www.britannica.com/biography/Alan-Turing

⁶ www-formal.stanford.edu/jmc

uključuje upotrebu neke automatske metode generisanja i evaluacije uzastopnih generacija programa, dok se ne razvije visoko stručno rešenje.

U istom periodu počinju istraživanja i u oblasti mašinskog učenja. Prvi rad objavljen je 1952. godine od strane naučnika Entoni Otindžera, koji je lansirao program Kupac. U pitanju je simulirani svet kupca u modelu tržnog centra od osam prodavnica. Kada bi dobio instrukcije da kupi neki artikal, kupac bi ga tražio, nasumično posećujući prodavnice dok artikal ne bude pronađen. Dok je pretraživao, kupac je pamtio nekoliko artikala koji se nalaze u svakoj posećenoj radnji (baš kao što bi to mogao kupac-čovek). Sledeći put kada je kupac poslat za isti artikal ili za neki drugi artikal koji je već pronašao, odmah bi otišao u pravu prodavnicu. Ovaj jednostavan oblik učenja naziva se učenje napamet.

Sposobnost logičkog zaključivanja je važan aspekt inteligencije i uvek je bila glavni fokus istraživanja veštačke inteligencije. Važan orijentir u ovoj oblasti bio je program za dokazivanje teorema koji su 1955–1956. godine napisali Alen Njuel i Klif Šo i Herbert Sajmon. Teoretičar logike, kako je program postao poznat, osmišljen je da dokaže matematičke teoreme. Program je napredovao tako da je čak u nekim slučajevima dokaz koji je osmislio program bio je elegantniji od dokaza datog u knjigama.

Dva najpoznatija rana programa u oblasti inteligentne komunikacije, Eliza i Parry, dali su odličan privid inteligentnog razgovora. Eliza, objavljena 1966. godine od strane naučnika Džozefa Vajzenbauma, simulirala je ljudskog terapeuta. Parry, čiji je autor psihijatar Kenet Kolbi, simulirao je paranoičnog čoveka. Psihijatri od kojih je traženo da odluče da li komuniciraju sa Parijem ili sa ljudskim paranoikom često nisu mogli da prepoznaju. Ipak, ni Parry ni Eliza ne mogu se potpuno opisati kao inteligentni, jer su se oslanjali na unapred pripremljene rečenice i jednostavne programske trikove.

Pedesete godine XX veka donele su i napredak veštačkih neuronskih mreža. Nuronske mreže su blisko povezane sa mašinskim učenjem zato što su u najvećem broju slučajeva adaptivne jer na osnovu učenja prilagođavaju snagu veza između neurona. Američki naučnik Frank Rosenblat je 1957. godine predstavio prvi algoritam nazvan Perceptron koji je omogućavao primenu neuronskih mreža na problem klasifikacije. Na osnovu skupa ulaznih signala iz spoljašnjeg sveta (slika, zvuk, brojevi...), neuronska mreža je generisala na svom izlazu klasu kojoj ulazi pripadaju.

Da bi se izborili sa zbujujućom složenošću stvarnog sveta, naučnici često ignorišu manje relevantne detalje. Razviti mašinu koja poseduje opštu inteligenciju vrlo brzo se pokazalo kao nedostižno. Iz tog razloga naučnici Marvin Minski⁷ i Seimour Papert predložili su da se istraživanje AI fokusira na razvoj programa sposobnih za inteligentno ponašanje u jednostavnijim veštačkim okruženjima poznatim kao mikrosvetovi.

7 www.alanturing.net/turing_archive/pages/Reference%20Articles/what_is_AI/What%20is%20AI06.html

Rani uspeh pristupa mikrosvetu bio je SHRDLU, koga je napisao Teri Alen Vinograd 1972. godine. SHRDLU je kontrolisao robotsku ruku koja je radila iznad ravne površine posute blokovima za igru. I ruka i blokovi su bili virtuelni. SHRDLU bi odgovarao na komande otkucane na prirodnom engleskom, kao što je „Hoćete li, molim Vas, složiti oba crvena bloka i zelenu kocku ili piramidu“. Program je takođe mogao da odgovori na pitanja o sopstvenim akcijama. Iako je SHRDLU u početku hvaljen kao veliki napredak, ubrzo je objavljeno da je program, u stvari, ćorsokak. Tehnike uvedene u ovaj program su se pokazale neprikladnim za primenu u širim, komplikovanijim okruženjima. Štaviše, odgovori koje je SHRDLU davao o razumevanju mikrosveta blokova, i engleskih izjava u vezi sa njim, u stvari su bili iluzija. SHRDLU u stvari nije imao pojma šta je zeleni blok.

Još jedan proizvod pristupa mikrosvetu bio je Šejki⁸ (engl. Shakey), mobilni robot koji su razvili Čarls Rozen, Nils Nilson i tim istraživača sa instituta Stenford u periodu 1968.–1972. godine. Robot se nalazio u posebno izgrađenom mikrosvetu koji se sastojao od zidova, vrata i nekoliko drvenih blokova jednostavnog oblika. Svaki zid je imao pažljivo obojenu podlogu kako bi robot mogao da „vidi“ gde se zid spaja sa podom (pojednostavljenje stvarnosti koje je tipično za pristup mikrosvetu). Šejki je imao desetak osnovnih sposobnosti, kao što su okreni se, gurni, popni se. Međutim, Šejki je delovao strašno sporo tako da niz radnji koje je čovek mogao da isplanira i izvrši za nekoliko minuta za Šejkija je trajao danima.

Veštačka inteligencija nakon prvog talasa uspeha

Početni uspesi u oblasti veštačke inteligencije, koji su dodatno bili promovisani od strane vodećih naučnika, doveli su do velikih očekivanja javnosti i investitora. Mnoga književna dela i filmovi predviđali su brz razvoj veštačke inteligencije. Međutim, pokazalo se da su i naučnici i umetnici potcenili težinu problema kreiranja veštačke inteligencije. Rešavanje problema iz realnog sveta, poput prepoznavanja lica, govora ili automatskog prevođenja nije bilo moguće sa hardverom i algoritmima iz sedamdesetih godina. Kada se pokazalo da su očekivanja bila nerealna, fondovi su se naglo smanjili, što je dovelo do kraja prvog „zlatnog doba“ veštačke inteligencije.

Do obnavljanja dinamike u istraživanjima vezanim za veštačku inteligenciju došlo je početkom osamdesetih godina kada su istraživači, umesto sistema koji bi imali opštu inteligenciju, počeli da stvaraju sisteme čije je upotreba bila limitirana na usku oblast, ali su u toj oblasti bili zaista korisni.

⁸ Kuipers, B., Feigenbaum, E. A., Hart, P. E., & Nilsson, N. J. (2017). Shakey: From Conception to History. *AI Magazine*, 38(1), p. 88-103

Ekspertski sistemi

Pravu primenu veštačke inteligencije u mikrosvetu doneli su ekspertski sistemi. U takve sisteme veštačke inteligencije ulažu se naponi da se inkorporiraju sve informacije o nekoj uskoj oblasti koje bi stručnjak (ili grupa stručnjaka) poznao, tako da dobar ekspertski sistem često može nadmašiti svakog pojedinačnog stručnjaka čoveka. Postoje mnogi komercijalni ekspertski sistemi, uključujući programe za medicinsku dijagnozu, hemijsku analizu, odobrenje kredita, finansijsko upravljanje, korporativno planiranje, usmeravanje finansijskih dokumenata, istraživanje nafte i minerala, genetski inženjering, dizajn i proizvodnju automobila, dizajn sočiva kamere, dizajn računarske instalacije, zakazivanje avio kompanija, usluge automatske pomoći za vlasnike kućnih računara, itd.

Osnovne komponente ekspertskog sistema su baza znanja i mehanizam zaključivanja. Informacije koje treba da se čuvaju u bazi znanja dobijaju se intervjuisanjem ljudi koji su stručnjaci u toj oblasti.

CYC je dugoročni eksperiment u simboličkoj veštačkoj inteligenciji. Projekat je započeo Daglas Lenat 1984. godine u Teksasu, da bi 1995. godine nastavio samostalan razvoj pod nazivom Cycorp. Najambiciozniji cilj Cycorpa bio je da izgradi bazu znanja koja će sadržati značajan procenat zdravorazumskog znanja ljudskog bića. Milioni zdravorazumskih tvrdnji i pravila su kodirani u CYC. Očekivalo se da će ova kritična masa omogućiti samom sistemu da izvuče dodatna pravila direktno iz običnih rečenica i na kraju posluži kao osnova za buduće generacije ekspertskih sistema. Sa samo delićem svoje zdravorazumske baze CYC je mogao da izvede zaključke koji bi porazili jednostavnije sisteme. Na primer, CYC bi mogao da zaključi, „Garsija je moker“, iz izjave „Garsija završava maratonsku trku“, primenom svojih pravila da trčanje maratona podrazumeva veliki napor, da se ljudi znoje pri velikom naporu i da je nešto mokro kada se znoji.

Među preostalim nerešenim problemima su problemi u pretraživanju i rešavanju problema, npr. kako da automatski pretraži bazu znanja za informacije koje su relevantne za dati problem. Istraživači veštačke inteligencije problem ažuriranja, pretraživanja i na drugi način prezentovanja velike strukture simbola u realnim vremenskim intervalima nazivaju problemom okvira. Neki kritičari simboličke veštačke inteligencije veruju da je problem okvira u velikoj meri nerešiv i stoga tvrde da simbolički pristup nikada neće doneti istinski inteligentne sisteme.

Konekcionizam

Konekcionizam, ili računarstvo bazirano na neuronima, je pokušaj da se razume kako ljudski mozak funkcioniše na neuronskom nivou, a posebno kako ljudi uče i pamte. Godine 1943. neurofiziolog Veren Mekalek i matematičar Volter Pets objavili su uticajnu raspravu o neuronskim mrežama i automatima,

prema kojoj je svaki neuron u mozgu jednostavan digitalni procesor, dok je mozak u celini jedan oblik računarske mašine. Kao što je Mekalek kasnije rekao: „Ono što smo mislili da radimo (i mislim da smo prilično dobro uspjeli) je tretiranje mozga kao Tjuringove mašine.“⁹

Godine 1957. Frenk Rozenblat počeo je da istražuje veštačke neuronske mreže koje je nazvao Perceptronima¹⁰. Dao je veliki doprinos u oblasti veštačke inteligencije, kako kroz eksperimentalna istraživanja svojstava neuronskih mreža (koristeći kompjuterske simulacije), tako i kroz detaljnu matematičku analizu. Rozenblat i njegovi sledbenici su svoj pristup nazvali konekcionizam, da bi naglasili važnost učenja stvaranja i modifikacije veza između neurona. Savremeni istraživači su usvojili ovaj termin.

Jedan od Rozenblatovih doprinosa bio je da generalizuje proceduru treniranja koju su Farli i Klark primenili na dvoslojne mreže a koji bi se mogao primeniti i na višeslojne mreže. Rozenblat je koristio frazu „ispravljanje greške u nazad“ da bi opisao svoj metod. Metoda, sa značajnim poboljšanjima i proširenjima od strane brojnih naučnika, i izraz propagacija unazad (engl. Back-Propagation) su sada u svakodnevnoj upotrebi u konekcionizmu.

Dobri primeri primene neuronskog računarstva su: vizuelna percepcija, obrada prirodnog jezika, finansijska analiza, medicinska primena, itd. Vizuelna percepcija omogućava prepoznavanje lica ili drugih objekata, takozvanih vizuelnih podataka. Neuronska mreža koju su dizajnirali Džon Hamel i Irving Biderman mogla je da identifikuje oko 10 objekata iz jednostavnih linijskih crteža. Mreža je bila u stanju da prepozna objekte koji uključuju npr. šolju i tiganj čak i kada su nacrtani iz različitih uglova. Obrada jezika koristi neuronske mreže koje su u stanju da konvertuju ručno pisani i kucani materijal u elektronski tekst. Poreska služba SAD je naručila sistem sličan neuronima koji će automatski čitati poreske prijave i prepisku. Neuronske mreže takođe pretvaraju govor u štampani tekst i štampani tekst u govor. Finansijska analiza koristi ove sisteme za procenu kreditnog rizika, procenu vrednosti nekretnina, predviđanje bankrota, predviđanje cene akcija i druge poslovne aplikacije. Medicinska primena na primer podrazumeva otkrivanje plućnih čvorova i srčanih aritmija kao i predviđanje neželjenih reakcija na lekove.

Oblasti razvoja veštačke inteligencije

preduslov za intenzivan razvoj veštačke inteligencije jeste mogućnost skladištenja, povezivanja i obrade ogromne količine podataka. Moderni računarski procesori dostigli su potrebnu snagu da rade dovoljno brzo sa velikom količinom podataka. Troškovi skladištenja podataka dramatično su pali. Pojavile su

⁹ www.britannica.com/technology/artificial-intelligence/Connectionism

¹⁰ Laveen N. Kanal (2003). Encyclopedia of Computer Science, p. 1383–1385

se relativno jednostavne mogućnosti za povezivanje velikog broja kompjutera u klustere koji mogu manipulirati podacima zadovoljavajućom brzinom. Sledeće oblasti su trenutno najrazvijenije i najčešće primenjivane u praksi.¹¹

Mašinsko učenje

Mašinsko učenje je do sada najrazvijenija i najčešće korišćen model veštačke inteligencije. Namenjeno je razvoju sistema koji poboljšavaju svoje performanse iskustvom. U poslednjoj deceniji napredak u AI se lako može pripisati napretku ML te je mašinsko učenje postalo sinonim za AI. Istraživači se sada fokusiraju na skaliranje najsavremenijih ML algoritama nad velikim skupovima podataka.

Mašinsko učenje zasniva se na mogućnosti specijalizovanog softvera da napravi sopstvenu logiku i samostalno uoči veze između podataka. Koriste se tri metode rešavanja problema.

1. Nadgledano učenje

Podrazumeva formiranje trening skupa podataka i njegovo korišćenje za učenje softvera. Uočene veze između podataka u trening skupu softver primenjuje na novi skup podataka, koji do tada nije video. Primer je klasifikacija tkiva na maligna i benigna.

Problemi koji se rešavanju metodom nadgledanog učenja dele se na regresivne i klasifikacione.

Kod regresivnih problema cilj je da se unete promenljive povežu i da se rezultat predstavi neprekidnom funkcijom. Primer je predviđanje cena nekretnina na osnovu prethodnog iskustva praćenja transakcija na tržištu nekretnina.

Kod klasifikacionih problema, cilj je da se rezultat predstavi u obliku diskretne izlazne vrednosti. Primer je prepoznavanje rukopisa.

Sličnosti i razlike regresivnih i klasifikacionih problema mogu se objasniti na sledećem primeru: date su realne veličine kuća zajedno s njihovim cenama u trening skupu i cilj je da se na osnovu veličine kuće predvidi njena cena. Cena kao funkcija u zavisnosti od veličine kuće predstavlja neprekidni izlazni parametar. Dakle, to je regresivni problem. Ali ukoliko je cilj da se sazna da li je kuća prodana za manju ili veću cenu od predviđene, umesto da se predvidi cena kuće, to postaje klasifikacioni problem. Tada se kuće klasifikuju u dve diskretne kategorije u zavisnosti od toga da li su prodane po predviđenoj ceni (jedna kategorija) ili nisu (druga kategorija).

2. Nenadgledano učenje

Nenadgledano učenje ne koristi trening skup, nego samo tehnike pronalaska skrivenog znanja na skupu koji se analizira. Primer je klasifikacija tkiva u grupe sa sličnim karakteristikama.

¹¹ Uj, A. (2018). Understanding three types of artificial intelligence, www.analyticsinsight.net

Kod nenadgledanog učenja mogu da se formiraju strukture podataka (grupe ili klasteri). Klasteri se prave na osnovu povezanosti promenljivih u podacima. Cilj je da se uoče pravilnosti među podacima i nema povratne informacije zasnovane na predviđenim rezultatima, to jest ne zna se šta je tačno, a šta nije. Zbog toga se potencijalno rešenje problema ovim metodom ne može optimizovati. Klasterovanje predstavlja dobar metod za, na primer, tagovanje dokumenata.

3. Učenje potkrepljivanjem

Teorijski okvir učenja potkrepljivanjem opisuje se Markovljevim procesima odlučivanja. Neka agent i okruženje imaju interakciju samo u diskretnim trenucima $t = 0, 1, \dots$ U svakom trenutku t , agent opaža stanje okruženja S_t iz konačnog skupa stanja S i preduzima akciju A_t iz konačnog skupa dopustivih akcija $A(s)$ u konkretnom stanju „ s “, dobija nagradu R_{t+1} iz konačnog skupa nagrada R i prelazi u novo stanje S_{t+1} . Osnovno je Markovljevo svojstvo da novo stanje i nagrada zavise samo od prethodnog stanja i preduzete akcije, a ne od cele istorije procesa. Nagrade implicitno definišu cilj agenta. Određuju se tako da pokušavajući da maksimira nagradu, agent obavlja posao koji treba da se obavi. Klasična greška je da se nagrade koriste za usmeravanje agenta kako da nešto uradi, umesto šta da uradi. Na primer, ukoliko agent igra šah, nagradu treba da dobije ukoliko pobedi u partiji, a ne ukoliko pojede protivničku figuru.

Veliki broj problema iz prakse može se svesti na neku vrstu funkcije koja zavisi od određenog broja parametara. Npr. cene nekretnine zavise od površine, broja soba, lokacije, godine gradnje, vrste grejanja, sprata itd. Ako softver nekako uspe da poveže sve te podatke ili samo podatke koje on izabere, tako da može odrediti cenu nove nekretnine, smatra se da je softver naučio da procenjuje cenu. Kod mašinskog učenja, čovek ne mora da zna ništa o tome kako je softver odredio funkciju međuzavisnosti podataka. Uloga čoveka je da obezbedi dovoljno podataka iz prošlosti npr. o prodatim nekretninama, a uloga softvera je da te podatke nekako poveže.

Ipak, bitno je razumeti princip po kome to softver radi. Jedan od jednostavnijih metoda jeste da prvo pokuša uspostaviti uprošćenu funkciju cene nekretnine pomoću npr. 3 promenljive, na sledeći način:

$$\text{cena} (x_1, x_2, x_3, x_4) = \text{površina} * x_1 + \text{lokacija} * x_2 + \text{starost} * x_3 + x_4$$

gde su $x_1 - x_4$ tzv. težinski faktori koje softver bira tako da se dobije optimalno rešenje, tj. da se dobije najmanja greška. Na početku svakom težinskom faktoru može da dodeli vrednost 1 i pusti sve primere prodatih nekretnina koje ima. Naravno, dobijene cene na osnovu ove funkcije mnogo će se razlikovati od originalnih. Kada se saberu greške na kvadrat za sve postojeće podatke o

prodanim nekretninama, dobija se ukupna greška, koja se može zapisati na sledeći način:

$$E = \sum (\text{stvarna_cena} - \text{cena} (\times 1, \times 2, \times 3, \times 4))^2$$

Sledeći korak jeste menjanje težinskih faktora s ciljem da ukupna greška bude minimalna. Ukoliko bi se postiglo to da ukupna greška bude jednaka nuli, to bi značilo da je funkcija savršena i da se svi primeri iz prošlosti mogu potpuno opisati datom funkcijom i izabranim težinskim faktorima, odnosno da se s velikom verovatnoćom, na osnovu pomenutih parametara (površina, lokacija i starost), može pogoditi i cena za koju će se prodati sledeća nekretnina. Naravno, menjanje težinskih faktora ne vrši se nasumičnim pogađanjem, nego tako što se minimizira funkcija ukupne greške pomoću parcijalnih izvoda po svakom težinskom faktoru:

$$\frac{\partial E}{\partial X} = 0 \quad \text{za } \times 1, \dots, \times 4.$$

U praksi, standardni softver za mašinsko učenje sve to sam uradi, isprobavajući mnogo komplikovanije međuzavisnosti promenljivih nego što je linearna funkcija data u primeru, ali je princip sličan.

Iako je koncept ML prilično jednostavan, potrebno je poprilično iskustvo da bi se uspešno primenio na određeni problem iz prakse.¹² Istraživanja su pokazala da softver za mašinsko učenje koji konfigurira iskusni informatičar daje mnogo bolje međuzavisnosti podatka nego kada stručnjak iz određene oblasti pokušava formulisati pravila i relacije na osnovu znanja i iskustva.

Softver daje funkciju, koja je za čoveka što ga je konfigurisao crna kutija, ali iako čovek ne razume međuzavisnosti između podataka – korelacije, može da pokaže na primerima da su rezultati koje daje softver ispravni.

ML algoritmi drugačiji su od standardnih algoritama koji se sreću u informatici.¹³ Za razumevanje koncepta mašinskog učenja može biti korisno njegovo poređenje sa relativno široko poznatim pojmom programiranja.

Programiranje podrazumeva da se kaže računaru šta da radi, tako što se napiše skup uputstava na jeziku koji računar može da razume. Ovaj skup instrukcija se naziva programski kôd, kompjuterski program ili softver, a proces pisanja takvog kôda naziva se programiranje. Kompjuteru se daju ulazni podaci zajedno sa pravilima kako da ih obrađuje, a on vraća izlazne podatke.

Kompjuteri nemaju intuiciju. Kod tradicionalnog način programiranja mora im se eksplicitno napisati svaki korak koji treba da urade. ML radi potpuno suprotno, uspeva da izgleda da se računar ponaša kao čovek, da uči. Da

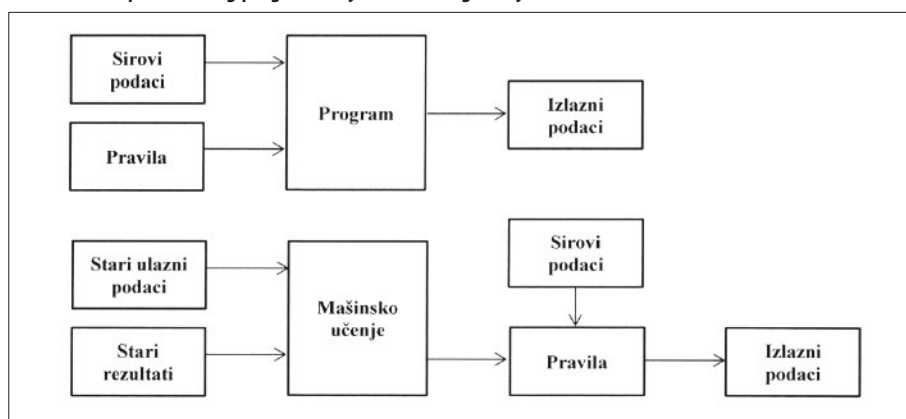
12 Hurwitz, J. and Kirsch, D. (2018). Machine Learning for Dummies, IBM Limited Edition, John Wiley & Son, New York, USA

13 Pereira, D. (2019). A New Generation of Artificial Intelligence, 2020-us.semantics.cc

bi se to postiglo napisani su algoritmi za računare koji im objašnjavaju kako da koriste ulazne podatke da uče na osnovu njih. Proces uključuje davanje kompjuteru ulaznih podataka za učenje, kao i algoritam za korišćenje tih podataka. Računar zatim obrađuje algoritam i uči šta da radi sa tim ulaznim podacima.

Programiranje je ručni proces. Zahteva od programera da kreira pravila ili logiku programa. Programer smišlja pravila i unosi ih u računar zajedno sa ulaznim podacima. Kompjuter zatim obrađuje date podatke u skladu sa kodiranim pravilima i daje odgovore. U programiranju, čovek kreira program. Kompjuter koristi taj program da obrađuje informacije prema definisanim pravilima u programu i na taj način reši problem tj. prikaže rezultat obrade ulaznih podataka.

Slika 1. Koncepti klasičnog programiranja i mašinskog učenja



Izvor: Autorovo istraživanje bazirano na Pereira, D. (2019). A New Generation of Artificial Intelligence, 2020-us.semantics.cc

S druge strane, ML je automatski proces. Potrebno je samo da mu čovek obezbedi ulazne podatke i rezultat koji na osnovu njih treba da se dobije kao izlazni podatak. U mašinskom učenju, čovek ne definiše pravila. Računar proučava date informacije i sam dolazi do pravila modela koji će moći da koristi za rešavanje problema. Kada kompjuter „nauči“ da rešava problem, odnosno kada kreira sopstvena pravila modela za rešavanje problema, čovek mu daje ulazne podatke, a računar zatim obrađuje date podatke u skladu sa sopstvenim pravilima i daje odgovore.

Razlika između programiranja i ML je u tome što programiranje ima za cilj da odgovori na problem korišćenjem unapred definisanog skupa pravila. Nasuprot tome, mašinsko učenje nastoji da konstruiše model za problem analizom njegovih ulaznih podataka i odgovora koji su ranije dati na osnovu tih ulaznih podataka. Koncepti su prikazani na Slici 1. Najčešće su algoritmi ML napisani na jednom od sledećih programskih jezika: Java, Python i R.

Najinteresantniji algoritmi mašinskog učenja su sledeći:

1. Linearna regresija – to je algoritam koji se najviše koristi u ML. Koriste se za statističke analize tako što uspevaju da uspostave veze između podataka. Algoritmi koji koriste regresiju mogu da kvantifikuju jačinu korelacije između promenljivih u datom skupu podataka, kao i da predvide vrednosti promenljivih u budućnosti, na osnovu podatka o njima iz prošlosti.
2. Klasterovanje – objekti sa sličnim osobinama grupišu se u klustere tako da svi objekti u klasteru budu međusobno sličniji u odnosu na objekte iz drugih klastera. Algoritam prvo prepoznaje parametre objekta, a zatim na osnovu parametara razvrstava objekte.
3. Stablo odlučivanja – koristi se struktura stabla da se prikažu rezultati odlučivanja. Svaki krajnji čvor stabla predstavlja mogući ishod algoritma, dok iz čvorova odluke izlaze grane u zavisnosti od vrednosti parametra koji se nalazi u čvoru.

Osim navedenih, koriste se i algoritmi bazirani na instancama, regularizacija, mašinsko učenje bazirano na pravilima, neuronske mreže, itd.

Algoritmi ML postali su čak besplatni i lako dostupni zainteresovanima preko open-source zajednice (npr. Googleov TensorFlow).

Duboko učenje

Najnaprednija grana mašinskog učenja je duboko učenje¹⁴ (engl. Deep Learning). Duboko učenje podrazumeva kreiranje neuronskih mreža inspirisanih biološkim neuronima u našem mozgu. Strukturiranjem algoritama u slojevima ovaj model stvara veštačku neuronsku mrežu koja može sama da uči i donosi inteligentne odluke. Ono što ovaj model čini posebno zahtevnim za projektovanje je obezbeđenje da ne donosi pogrešne zaključke. Kao i drugi primeri veštačke inteligencije, duboko učenje zahteva mnogo obuke da bi procesi učenja bili ispravni. Kada se konačno postigne da funkcioniše kako je predviđeno, duboko učenje se često tretira kao naučno čudo za koje mnogi smatraju da je okosnica prave veštačke inteligencije.

Duboko učenje je pokretačka snaga za mnoge aplikacije u veštačkoj inteligenciji kao što su prepoznavanje objekata, govor, prevod jezika, kompjuterske igre i kontrola automobila koji se samostalno voze. Odličan primer dubokog učenja je Googleov AlphaGo.

Sistemi preporuke (engl. Recommender Systems), bazirani na dubokom učenju, su dosta eksploatisana oblast veštačke inteligencije pomoću koje je kreiran prodavac virtuelnog sveta. Kompanije kao što su Google, Netflix i

¹⁴ www.ibm.com/cloud/learn/deep-learning

Amazon u velikoj meri se oslanja na inteligentni sistem preporuke. Ovaj mehanizam uzima u obzir prethodne preferencije korisnika, preferencije sličnih osoba i trendove kako bi kreirao modele za predviđanje sledeće kupovine i na taj način dao efikasnu preporuku.

U medicini je duboko učenje iskorišćeno u oblasti kompjuterizovane tomografije, kako bi lekarima omogućilo identifikaciju stotina novih osobina skenova sa ciljem preciznije identifikacije kancera.

Računarski vid

Računarski vid (engl. Computer Vision) se bavi proučavanjem kako računar vizuelno percipira svet oko sebe. Ironično, računari su dobri u obavljanju ogromnih zadataka kao što je pronalaženje desetog korena broja od 100 cifara, ali se bore u jednostavnim zadacima kao što su prepoznavanje i razlikovanje objekata. Značajan napredak u dubokom učenju, dostupnost ogromnih označenih skupova podataka kao i velika procesorska snaga omogućili su računarima da nadmaše svoje ljudske kolege za neke od usko definisanih zadataka kao što je klasifikacija vizuelnih objekata.

Oblast detekcije i oblast prepoznavanja objekata su podoblasti kompjuterskog vida koje se najčešće oslanjaju na mašinsko učenje ili duboko učenje. Detekcija objekata se primenjuje u mnogim oblastima kompjuterskog vida, uključujući pronalaženje slika, bezbednost, nadzor i autonomno upravljanje vozilom. Značajni izazovi ostaju na polju prepoznavanja objekata. Npr. poznato nam je kako Facebook detektuje naše lice kada postavimo fotografiju. Iza te akcije stoji prilično jednostavan algoritam, međutim, prepoznavanje lica je značajno kompleksnija stvar. Poslednjih godina i u toj oblasti je razvijeno mnogo aplikacija koje se koriste za otključavanje telefona ili nekih drugih uređaja. Prepoznavanje lica se takođe koristi za biometrijski nadzor u bankama, prodavnicama, aerodromima i drugim objektima kako bi se smanjio kriminal i sprečilo nasilje. U osiguranju je značajna primena kod procene oštećenja vozila ili useva, u medicinske svrhe ili prilikom analize modela rizika korišćenjem slika.

Neuronske mreže

Neuronske mreže su mozak veštačke inteligencije. To su kompjuterski sistemi koji su replika neuronskih veza u ljudskom mozgu. Veštački neuroni koji odgovaraju neuronima mozga poznati su kao Perceptroni. Skup različitih Perceptrona, koji se povezuju i treniraju obradom različitih primera obuke, čini veštačku neuronsku mrežu u mašinama. U dubokom učenju neuronskih mreža, svaki sloj je obučan da vrši manipulacije nad jedinstvenom skupu atributa, na osnovu izlaznih karakteristika prethodnih slojeva. Što više ulazite

u neuronsku mrežu, čvor dobija mogućnost da prepozna složenije atribute jer predviđaju i rekombinuju izlaze svih prethodnih slojeva da bi proizveli precizniji konačan rezultat.

Glavni izazov sa kojim se mašinska inteligencija bori jeste da reši rukovanje i upravljanje neoznačenim i nestrukturiranim podacima rasprostranjeni svuda, u svim oblastima i zemljama. Sada neuronske mreže imaju sposobnost da rukuju složenim karakteristikama ovih podskupova podataka. Duboko učenje u saradnji sa veštačkim neuronskim mrežama je klasifikovalo i karakterisalo neimenovane i sirove podatke koji su bili u obliku slika, teksta, audio, itd. u organizovanu relacionu bazu podataka sa odgovarajućim označavanjem.

Kognitivno računarstvo

Kognitivno računarstvo (engl. Cognitive Computing) je oblast veštačke inteligencije čiji je cilj da pokrene i ubrza razvoj interakcije između ljudi i mašina prilikom izvršavanja složenih zadataka i rešavanja problema. Dok sa ljudima rade na različitim vrstama zadataka, mašine uče i razumeju ljudsko ponašanje i osećanja u različitim karakterističnim uslovima. Ova oblast pokušava da rekreira proces razmišljanja ljudi u kompjuterskom modelu. Primenjujući ova znanja mašina stiče sposobnost da razume ljudski jezik i refleksiju slike. Tako kognitivno razmišljanje zajedno sa veštačkom inteligencijom može proizvesti model koji oponaša ljudske akcije. Razvija se analizom prirodnog jezika i učenja zasnovanog na dokazima. Kognitivno računarstvo je sposobno da donosi tačne odluke u slučaju složenih problema. Često se primenjuje u oblasti koja treba da unapredi biznis rešenja uz optimalne troškove. Dobar primer uspešnog projekta u ovoj oblasti je Googleov asistent.

Obrada prirodnog jezika

Obrada prirodnog jezika (engl. Natural Language Processing) je grana veštačke inteligencije u kojoj računari mogu da tumače, identifikuju, lociraju i obrađuju ljudski jezik i govor. Koncept koji stoji iza uvođenja ove komponente je da učini interakciju između mašina i ljudskog jezika besprekornom. Na ovaj način računari će postati sposobni da generišu logičan odgovor na ljudski govor ili upit. Fokus obrade prirodnog jezika može biti na verbalni ili pisani deo ljudskih jezika. To znači da način korišćenja algoritama može biti i aktivni i pasivni. Generator prirodnog jezika (engl. Natural Language Generation) obrađuje i dekodira rečenice i reči govornog jezika (verbalna komunikacija) dok se razumevanje prirodnog jezika (engl. Natural Language Understanding) bavi pisanim rečnicima kako bi preveo jezik u tekst. Različiti tipovi prevodilaca koji pretvaraju jedan jezik u drugi su primeri sistema za obradu prirodnog jezika. Praktična primena istraživanja i razvoja ove oblasti su chatbotovi, konverteri

govora u tekst (engl. Text to Speech), korektori gramatike kao i Googleova funkcija glasovnog asistenta i glasovnog pretraživača.

Roboti i veštačka inteligencija

Često se shvatanje robota i veštačke inteligencije meša i prepliće tako da postoje neka stanovišta da je to ista oblast za razliku od onih drugih koji smatraju da su to potpuno različite discipline. Istina je da su to dve grane tehnologije koje se najbolje mogu predstaviti Veneovim dijagramima. Svaka oblast je zasebna celina pri čemu imaju jedan segment gde se poklapaju. Robotika je grana tehnologije koja se bavi fizičkim robotima. Roboti su programabilne mašine koje su obično u stanju da obavljaju niz radnji autonomno ili poluautonomno. Oni komuniciraju sa spoljnim svetom sistemom senzora, a akcije koje obavljaju se unapred programiraju. Za razliku od njih veštačka inteligencija je grana računarske nauke koja podrazumeva razvoj kompjuterskih programa za obavljanje zadataka koji bi inače zahtevali ljudsku inteligenciju. Algoritmi veštačke inteligencije mogu da se pozabave učenjem, percepcijom, rešavanjem problema, razumevanjem jezika i logičkim rasuđivanjem.

Tamo gde se ove dve oblasti preklapaju nalazi se svet veštački inteligentnih robota.

Inteligentni roboti su roboti kojima upravljaju inteligentni programi. Dodavanje veštačke inteligencije dodaje se percepcija i instinkti robotu, tako da on postaje sposoban da donosi odluke. Npr. kamera može robotu dodati percepcionu viziju. Na ovaj način će robot koji radi određene programirane radnje moći dodatno da se kreće u prostoru, a kamera i softver koji upravlja kretanjem će sprečiti da se sudari sa različitim elementima eksterijera.

Osim fizičkih inteligentnih robota ovde spadaju i softverski roboti. Softverski robot ili bot je računarski program koji sam obavlja zadatak koristeći neki od modela veštačke inteligencije.

Iako je presek ove dve oblasti jako uzan često se događa da nas i robot i veštačka inteligencija prvo asocira na humanoidne oblike robota koji su sposobni da se ponašaju kao inteligentna bića u nekoj oblasti. Zaslugu za takvu asocijaciju verovatno imaju mnoga književna dela i filmovi koji predviđaju brz razvoj i primenu inteligentnih robota koji učestvuju i interaguju sa ljudima u svakodnevnom životu.

Inteligentni roboti su oblast koja značajno može ubrzati poslovne procese. Mnogi poslovni procesi koji su već automatizovani robotima mogu biti dodatno unapređeni uvođenjem inteligentnih osobina tih robota. Na ovaj način se kreiraju takozvana virtuelna radna snaga. U praksi je to obično softver koji komunicira sa ERP sistemom, služi kao servisna služba ili služba podrške korisnicima, komunicira sa bazom podataka ili nekom drugom poslovnom aplikacijom.

Najpoznatija dostignuća veštačke inteligencije nakon dvehiljadite

Projekti i rezultati na polju veštačke inteligencije često su zanimljivi i zabavni pa ih ljudi konzumiraju kao umetnička dela. Posebnu pažnju privukli su projekti u kojima se demonstrira autonomija i nadmoć nad ljudima.

Autonomna vozila

Posle druge krize u oblasti veštačke inteligencije krajem osamdesetih godina, američka vlada i ministarstvo odbrane su promenili strategiju finansiranja istraživanja. U okviru te strategije, DARPA (engl. Defense Advanced Research Projects Agency = DARPA) organizuje takmičenja u oblastima koja popunjavaju prostor između fundamentalnih istraživanja i vojne upotrebe. Jedno od takvih takmičenja bilo je DARPA Grand Challenge¹⁵ u kome se nudila novčana nagrada timu koji napravi upotrebljivo autonomno vozilo. Na prvom takmičenju, održanom 2004. godine nijedno od prijavljenih vozila nije uspeo da pređe predviđenu, 240 km dugu rutu kroz pustinjske i planinske puteve Kalifornije i Nevade. Već sledeće, 2005. godine, čak pet vozila stiglo je do cilja, a nagradu je dobilo najbrže vozilo, Stenli sa Stenford univerziteta. Tokom 2006. i 2007. održana su uspešna DARPA sponzorisan takmičenja u kretanju autonomnih vozila u urbanim sredinama.

Watson računar pobedio u kvizu Jeopardy¹⁶

Odgovaranje na pitanja postavljena na prirodnom jeziku je veliki izazov za sve istraživače u oblasti veštačke inteligencije. Eksplozija javno dostupnih informacija o svemu ali i veliki napredak koji je početkom XXI veka postignut u različitim oblastima veštačke inteligencije (posebno obradi prirodnog jezika, pretrazi dokumenata, reprezentaciji znanja, rezonovanju i mašinskom učenju) omogućio je kreiranje računara koji su u stanju da odgovaraju na takva pitanja. Jedan od najstarijih i najpoznatijih kvizova je američki kviz Jeopardy koji se emituje preko TV mreže NBC od 1964. godine. U ovom kvizu, tri učesnika se takmiče među sobom a pogrešni odgovori nose negative poene. U februaru 2011. IBM-ov sistem Watson ubedljivo je pobedio na kvizu Jeopardy najbolje takmičare. Tokom takmičenja, Watson je morao da se pridržava pravila koja su važila i za ostale učesnike: pitanja su mu postavljana na prirodnom jeziku, nije imao pravo da koristi spoljašnje resurse, ali jeste lokalnu kopiju Wikipedije, i morao je da gradi taktiku koja je podrazumevala procenu sigurnosti u

15 www.darpa.mil/about-us/timeline/-grand-challenge-for-autonomous-vehicles

16 Markoff, J. (2011). Computer Wins on 'Jeopardy!': Trivial, It's Not. The New York Times

ispravnost sopstvenog odgovora. IBM Watson koristi analizu dokumenta u prirodnom jeziku i statistiku da bi došao do tačnog odgovora na pitanje.

DeepFace dostigao uspešnost od 97 %

DeepFace je projekat otvorenog koda napisan u programskom jeziku Pajton. Pokretanjem DeepFace programa za prepoznavanja lica, dobija se pristup skupu sledećih funkcija: Verifikacija lica odnosi se na upoređivanje lica sa drugim da bi se proverilo da li se podudara ili ne; prepoznavanje lica podrazumeva pronalaženje lica u bazi podataka slika; analiza atributa lica odnosi se na opisivanje vizuelnih osobina slika lica; analiza lica u realnom vremenu što uključuje testiranje prepoznavanja lica i analizu atributa lica sa video fidom veb kamere u realnom vremenu.

Facebook sistem za prepoznavanje lica pomoću DeepFace platforme dostigao je uspešnost prepoznavanja oko 97 %.

AlfaGo17 pobedio je svetskog prvaka u igri go

Go je igra nastala u Kini pre više od 3000 godina. Pobjeda u ovoj igri zahteva više slojeva strateškog razmišljanja, visok stepen inteligencije i posvećeno treniranje. Go je, zbog svoje složenosti, takođe poznat kao najizazovnija klasična igra za veštačku inteligenciju. Uprkos decenijama rada, najjači Go kompjuterski programi mogli su da igraju samo na nivou ljudskih amatera. Google je uspeo da napravi AlphaGo, kompjuterski program koji kombinuje napredno stablo pretrage sa dubokim neuronskim mrežama. AlfaGo je na početku trenirao sa igračima amaterima, kako bi stekao razumevanje ove ljudske igre. Zatim je igrao hiljadama puta protiv svojih različitih verzija, svaki put učeći na svojim greškama.

Googleov sistem AlfaGo je konačno u martu 2016. godine pobedio svetskog prvaka u igri Go, Li Sedola sa rezultatom 4:1. Ovaj meč je gledalo preko 200 miliona ljudi širom sveta.

Jigsaw u borbi protiv on-line toksičnosti

Da bi se identifikovali i klasifikovali toksični on-line komentari, savremeni alati nauke o podacima transformišu sirovi tekst u ključne karakteristike iz kojih algoritmi za utvrđivanje praga ili učenje mogu da prepoznaju uvredljive razgovore. Alphabetov sistem Jigsaw, zasnovan na ML, uspeo je da prepozna i zaustavi poplavu nerelevantnih, automatskih komentara koje su ostavljali botovi na sajtovima (engl. on-line trolling).

17 Granter, S., Beck, A., Papke, A. (2017). AlphaGo, Deep Learning, and the Future of the Human Microscopist

Budućnost saradnje prirodne i veštačke inteligencije

Količina informacija kojima smo izloženi kao i ubrzana obrada tih podataka prevazilaze ljudske kapacitete. Jasno je da veštačka inteligencija, koja je proizvod ljudske genijalnosti, počinje da opaža aspekte sveta brže od ljudi, drugačije od načina na koji to ljudi rade, a u nekim slučajevima i na način koji ljudi ne razumeju. Postoje brojne strepnje vezano za brzi razvoj veštačke inteligencije. Prva je činjenica da postoje mašine koje su u stanju da donesu zaključke koji su ispravni, a da ljudi ne mogu da razumeju zašto je to tako. To dalje znači da bi ljudski misaoni proces i ljudske vrednosti mogle biti poljuljane i promenjene. Druga strepnja je kontrola sistema koji upravljaju sami sobom u svrhu postizanja nekog cilja. Lako bi moglo doći i do neželjenih rezultata jer veštačka inteligencija dolazi brže do zaključaka i preduzima akcije koje ljudi nekada ne mogu predvideti. U ovoj oblasti je posebno rizična upotreba autonomnog oružja, gde nije lako povući liniju do koje mere je prihvatljivo dati samostalnost tim inteligentnim sistemima.

Kakve će biti istorijske posledice mašina koje podučavaju same sebe – mašina koje stiču znanje procesima svojstvenim samo njima i primenjuju ga za ciljeve koji potencijalno ostaju van okvira ljudskog razumevanja? Da li će ove mašine naučiti da međusobno komuniciraju? Kako će donositi odluke pred mnoštvom opcija? Da li smo na ivici nove faze ljudske istorije?

Ovo su pitanja i teme mnogih konferencija i istraživanja ljudi iz politike, sociologije, prava i etike. U ovom trenutku je razvoj veštačke inteligencije u užim oblastima samo velika prednost industrije koja to ume da iskoristi.

Primena veštačke inteligencije u osiguranju

Osiguranje je delatnost sa slabom i retkom interakcijom sa klijentima. Pored same prirode procesa, da se na početku ugovora polisa kupi i plati i zatim tokom trajanja ugovora nema komunikacije sa osiguranicima ako nema šteta, tu su i brokeri, koji često preuzimaju kompletnu komunikaciju sa klijentima, kao i slabija digitalizacija nego u drugim delatnostima, koja inače omogućava intenzivniju interakciju sa klijentima. Jedan od najvećih izazova industrije osiguranja koje bi veštačka inteligencija mogla da reši je intenzivnija komunikacija sa postojećim klijentima i komunikacija sa potencijalnim klijentima u pravo vreme kada im treba usluga osiguranja. Pored toga, AI može da obezbedi dizajniranje odgovarajućih proizvoda koji odgovaraju potrebama klijenata, ubrzano i efikasno rešavanje šteta lojalnim klijentima, prepoznavanje lažnih šteta i sprečavanje prevara u osiguranju, obradu velikih količina podataka i smanjenje administrativnih troškova.

Primena tehnika veštačke inteligencije u osiguranju obezbeđuje da klijent u svakom trenutku može da dobije tačnu i brzu informaciju u vezi sa proizvodom

koji želi da kupi ili ima. Ipak, da bi osiguravači mogli da predviđaju ponašanje klijenata, potrebno je da poseduju adekvatne i sredene podatke o klijentima. Tada ML algoritmi, mogu da uče iz podataka i daju osiguravačima mogućnost ponude usluga osiguranja po meri klijenata.

U delatnosti osiguranja u svetu su već realizovani brojni projekti bazirani na mašinskom učenju.

Oko trećina evropskih osiguravajućih kompanija koristi ML u svom poslovanju, pokazala je analiza¹⁸ Evropskog nadzornog tela za osiguranje i profesionalna penzijska osiguranja (engl. European Insurance and Occupational Pensions Authority = EIOPA) o upotrebi Big Data Analytics na 28 evropskih tržišta osiguranja u osiguranju od auto-odgovornosti i zdravstvenom osiguranju, u kome su učestvovala 222 entiteta iz delatnosti osiguranja. Metode i softver mašinskog učenja već koristi 31 odsto osiguravajućih kuća, dok još 24 odsto radi na njihovom razvoju. Pomenute napredne metode omogućavaju precizno procenjivanje raznih trendova, sa ljudskom intervencijom ili bez nje, i na taj način povećavaju efikasnost u donošenju poslovnih odluka i smanjuju troškove.

Analiza koju je sproveda EIOPA pokazala je da se tradicionalni izvori podataka (demografski podaci, podaci o izloženosti rizicima i podaci o štetama) češće koriste u kombinaciji s tehnologijom ML nego novi izvori podatka (npr. podaci iz telematike, genetski podaci, podaci o korišćenju kreditnih kartica). Najvažniji rezultat korišćenja tradicionalnih podataka na nov način jesu usluge bolje prilagođene pojedinačnim osiguranicima i valjanija procena rizika. Takođe, osiguravači sve više koriste podatke koje dobijaju od trećih strana za izračunavanje kreditnih bodova, rejtinga na osnovu sigurnosti vožnje, bodovanja višestrukih štetnika itd.

Primena metoda i tehnika veštačke inteligencije u osiguranju

PREPOZNAVANJE GOVORA

Pomoću prepoznavanja govora odnosno identifikacije, razumevanja i interpretacije reči i fraza govornog jezika klijenata, a naročito emocija koje klijenti izražavaju u govoru kada se obraćaju telefonom kontakt centru, moguće je odrediti osobine proizvoda koje iritiraju klijente i koje je potrebno unaprediti, što je dragocen podatak za sektor za razvoj.

Za marketing je ova analiza govora i emocija klijenta koji se obraćaju kontakt centru takođe izuzetno korisna, jer je moguće na taj način izvršiti segmentaciju ciljne grupe i bolje prilagoditi način obraćanja svakom segmentu.

¹⁸ EIOPA (2019). Big Data Analytics in Motor in Health Insurance: A Thematic Review, www.eiopa.europa.eu

U kontakt centru se može znatno poboljšati podrška klijentima uvođenjem chatbotova koji prepoznaju i mogu da generišu ljudski govor. Na taj način se ukida iritantna mogućnost za korisnike da svi agenti budu zauzeti i da je potrebno čekati da se neko javi. Takođe, savremeni chatbotovi mogu da razumeju gotovo sva pitanja o proizvodima, lokacijama filijala, procedurama za prijavu i rešavanje šteta, statusima uplata, dugovanja i šteta, itd. i da na njih daju adekvatne odgovore.

U sektoru za štete, može da se poveća efikasnost rada zaposlenih, prvenstveno automatskim popunjavanjem forme za prijavu štete na osnovu prepoznatog teksta koji govori oštećeni u postupku prijave štete. Takođe, analizom glasa u tom procesu, može se u velikom broju slučajeva prepoznati pokušaj prevare u osiguranju i na taj način znatno olakšati posao sektoru za borbu protiv prevara u osiguranju. Moderna upotreba chatbotova u sektoru šteta je u davanju preporuka za vođenje zdravijeg života i sigurniji način vožnje automobila s ciljem preventivnog delovanja i sprečavanju šteta.

ANALIZA SLIKA I VIDEA

Za razvoj proizvoda, može biti veoma korisna analiza videa koji prikazuju reakciju potencijalnih klijenata na predložene nove proizvode. Njihove emocije mogu dati dobar putokaz za unapređenje inicijalnih predloga za nove proizvode.

Sektor za marketing može dobiti značajnu pomoć u formulaciji poruka upućenih javnosti kada veštačka inteligencija analizira veliki broj promotivnih video poruka konkurencije sa različitih tržišta osiguranja koje su prikazivane u dužem vremenskom intervalu i predloži potencijalna rešenja.

Preuzimanje rizika se može značajno olakšati ukoliko veštačka inteligencija analizira slike predmeta osiguranja. Npr. Američka IT kompanija Lapetus Solution¹⁹ je razvila softver za automatsko pripremanje ponude za životno osiguranje na osnovu analize fotografija osiguranika i samo devet dodatnih pitanja.²⁰

Slično je i sa procenom šteta – dobro istreniran AI sistem na osnovu fotografija oštećenih delova i velike baze podataka sa fotografijama i oštećenjima vozila iz prošlosti može da odredi sa visokim stepenom pouzdanosti iznos štete gotovo svakog vozila koje je pretrpelo štetu.

MEHANIZAM ZA PREPORUČIVANJE

Mehanizam za preporučivanje obuhvata interpretaciju rezultata i predlaganje odgovarajuće akcije na osnovu analize podataka.

¹⁹ www.lapetussolution.com

²⁰ Eling, M., Nuessle, D., Staubli, J. (2021). The impact of artificial intelligence along the insurance values chain and on insurability risks. *The Geneva Papers on Risk and Insurance – Issues and Practice* (2022) 47, p. 205-241

Optimizaciju preporučivanja proizvoda klijentima kod unakrsne prodaje i prodaje dodatnih proizvoda istog osiguranja, AI može vrlo uspešno da izvrši na osnovu podataka o uspehu prodaje postojećeg sistema preporučivanja. Takođe, analiziranjem ponašanja korisnika društvenih mreža, sistem zasnovan na veštačkoj inteligenciji može da izdvoji grupu potencijalnih korisnika koji su verovatno zainteresovani za određene proizvode osiguranja i prosledi njihove kontakt podatke prodajnoj mreži.

Ovaj mehanizam može pomoći i preuzimačima rizika za kategorizaciju rizika klijenta, na osnovu istorije šteta klijenta i eventualnih drugih događaja o kojima podaci su javno dostupni u kojima su klijenti učestvovali. Pored ubrzanja rada preuzimača rizika, na ovaj način se i sprečava ljudska greška u kategorizaciji rizika klijenata.

Korišćenjem istorijskih podataka o uzrocima šteta, ovaj mehanizam može da pomogne i klijentima predlaganjem preventivnih akcija i postupaka koji smanjuju mogućnost za nastanak štete.

Na kraju mehanizam za preporučivanje se može uključiti u upravljanje investiranjem sredstava osiguravajuće kompanije i sredstava koja služe za pokriće tehničkih rezervi. Na osnovu svakodnevne analize tržišta, mehanizam može da predloži kupovinu novih atraktivnih hartija od vrednosti ili prodaju hartija koje osiguravajuća kompanija ima u portfelju.

KONVERZACIJSKI BOTOVI

Analiza istorije konverzacije chatbota sa klijentima i potencijalnim klijentima može dosta da pomogne u razvoju novih i unapređenju postojećih proizvoda, jer nepogrešivo ukazuje na bolne tačke postojećih proizvoda i potrebe klijenata koje trenutno nisu zadovoljene.

Proizvodi osiguranja mogu biti uspešnije prodavani, ako proces koji sprovodi prodavac bude vođen od strane virtuelnog agenta. Na taj način će se u potpunosti ispoštovati prodajna procedura i nijedan detalj neće biti preskočen ili pogrešno interpretiran, kreativnost prodavca neće biti ugrožena i ono što je najvažnije u prodaji osiguranja, ljudski kontakt u neće izostati.

U procesu prijave standardnih šteta, ako umesto zaposlenog chatbot komunicira s klijentom, može se povećati efikasnost rada zbog sigurnosti da će propisana procedura biti ispoštovana, ali i mogućnosti chatbota da koristi istorijske podatke o klijentu koji prijavljuje štetu i na taj način postavlja manje pitanja oštećenom klijentu. Kod komplikovanih slučajeva, u nekom trenutku procesa prijave je neophodno da se uključi čovek, ali i u tim slučajevim chatbot može da pomogne tako što odradi bar jedan deo posla.

Iako nije specifično samo za osiguravajuće kompanije, virtuelni asistenti koji imaju veštinu komuniciranja, mogu obezbediti vrlo kvalitetno organizovanje sastanaka i zakazivanja sala za sastanke zaposlenih.

PREDIKTIVNA ANALIZA

Analiza koja kao rezultat daje predviđanje budućih rezultata na osnovu statističke obrade velike količine podataka (engl. Big Data) se može naročito dobro primeniti prilikom preuzimanja rizika i personalizovanog određivanja premije savremenih inovativnih proizvoda za klijente koji koriste povezane uređaje kao što je telematika u osiguranju vozila, nosive uređaje u zdravstvenom i životnom osiguranju, itd.

Sektoru marketinga prediktivna analiza može da pomogne u razumevanju vrednosti koje su važne za pojedinačnog korisnika i da mu u skladu sa tim prilagodi kampanju za promociju proizvoda osiguranja. Takođe, predviđajući ponašanje korisnika u različitim situacijama, može se napraviti proaktivna strategija komunikacije sa klijentima, čime se mogu izbeći potencijalni problemi koji mogu dovesti do nezadovoljstva osiguranika ili raskida polise.

SOFTVERSKI I FIZIČKI ROBOTI

Fizički roboti, u šta spadaju i dronovi, čijim funkcionisanjem upravljaju sistemi bazirani na veštačkoj inteligenciji, mogu dosta da olakšaju proces procene šteta, s obzirom da mogu lako da pristupe nepristupačnim tačkama za ljude i podnesu lakše os ljudi eventualne ekstremne klimatske uslove. Takođe, mogu se koristiti i u procesima preuzimanja rizika i tarifiranja za kvalitetniju procenu rizika osiguranika.

Softverski roboti koji se često označavaju sa RPA od engl. Robotics Process Automation, mogu da preuzmu veliki deo aktivnosti koje obavljaju zaposleni ljudi u kompanijama u današnje vreme. Zaposleni na nižim nivoima kompanijske hijerarhije svakodnevno obavljaju veliki broj zadataka koji zahtevaju tačnost i brzinu, a ne zahtevaju donošenje odluka. Softverski robot tu može puno da pomogne i zaposlenima i kompaniji, jer nikad ne spava i ne greši. Zaposleni se oslobađaju rutinskih aktivnosti, a kompanija dobija mnogo kvalitetnije rezultate. Softverski roboti se lako konfiguriraju i integrišu u bilo koji IT sistem.

Ključne koristi primene veštačke inteligencije u osiguranju

Veštačka inteligencija u osiguranju može da donese višestruku korist i za osiguravajuće kompanije i za osiguranike i ugovarače osiguranja.

Osiguravajuće kompanije mogu da dobiju kvalitetno profilisanje klijenata zahvaljujući analizi velikih količina javno dostupnih podataka AI alatima i na taj način razumeju potrebe za osiguranjem svakog pojedinca. Postoji mogućnost da naprave marketinške kampanje potpuno prilagođene individualnim potrebama i načinu komuniciranja svakog klijenta. Na osnovu sagledanih pojedinačnih potreba osiguravači mogu da ponude svakom postojećem ili potencijalnom klijentu odgovarajući inovativni ili tradicionalni proizvod. Takođe, na osnovu analize komunikacije klijenata sa kontakt centrom i chatbotovima,

osiguravajuće kompanije mogu da otkriju slabe tačke u postojećim proizvodima koje se ne dopadaju osiguranicima i brzo ih unaprede.

U prodaji je moguće ostvariti velike uštede većim korišćenjem virtuelnih agenata, bilo kao prodavaca jednostavnijih proizvoda ili kao podršku praćenju prodajnih procedura agentima. Veštačka inteligencija je u stanju da optimalno preporuči proizvode za unakrsnu prodaju ili dodatne proizvode iste vrste osiguranja i na taj način omogući značajno povećanje prodaje postojećim klijentima. Sve administrativne radnje zaposlenih, uključujući i složene kao što je preuzimanje rizika, mogu se u velikoj meri automatizovati, čime se smanjuju troškovi poslovanja kompanije. Pored ubrzanja procesa tarifiranja, upotreba veštačke inteligencije smanjuje rizik ljudske greške.

Korisnička podrška u kontakt centru može se kvalitetnije organizovati ako se veštačkoj inteligenciji prepusti da raspoređuje upite klijenta u skladu sa iskustvom i kvalifikacijom zaposlenih agenata, dok se najjednostavnija pitanja mogu usmeriti na chatbotove koji mogu da generišu ljudski govor.

Povećanje pouzdanosti i efikasnosti procene i likvidacije šteta donosi očiglednu korist osiguravajućoj kompaniji kroz povećanje zadovoljstva osiguranika i samim tim smanjenje stope raskida polisa. Automatizacija popunjavanja većine polja u prijavi štete preporučenim vrednostima od strane veštačke inteligencije, na osnovu dostupnih podataka, znatno skraćuje proces i poboljšava kvalitet unetih podataka. Prevara u osiguranju se mogu brže otkriti i na vreme sprečiti prepoznavanjem šablona iz prethodnih prevara, odnosno ljudi koji su učestvovali u prethodnim pokušajima prevara. Ubrzanjem procesa obrade šteta i smanjenjem prevara se mogu ostvariti značajne uštede za kompaniju u troškovima rešavanja šteta.

Na kraju, osiguravajuća kompanije može povećati i povraćaj od investiranja svoje imovine i sredstava tehničkih rezervi i smanjiti troškove ulaganja korišćenjem moći AI da analizira ogromne količine podataka sa finansijskog tržišta i preporučuje akcije koje bi trebalo da preduzmu potfolio menadžeri.

S druge strane, zahvaljujući veštačkoj inteligenciji, osiguranici mogu da dobiju personalizovane ponude za proizvode u skladu sa potrebama za osiguranjem koje imaju u datom trenutku, a zatim polise potpuno skrojene po njihovoj meri.

Inovativni proizvodi osiguranja koji su mogući zahvaljujući implementaciji veštačke inteligencije u osiguravajućim kompanijama stimulišu ponašanje klijenata koje smanjuje štete. Zdraviji stil života, bezbedniji način vožnje i slično osiguravači nagrađuju manjom cenom polise, ali istovremeno donose i kvalitetniji i duži život osiguranicima.

Automatska obrada podataka u procesima prodaje polisa i obrade šteta, zajedno sa „pametnim“ kontakt centrima, poboljšava korisničko iskustvo klijentima osiguravajućih kompanija, prvenstveno zbog skraćivanja trajanja svih procesa, ali i smanjenja broja pitanja koja im se postavljaju i izbegavanja

grešaka u unosu podataka. Dobro trenirani chatbotovi proširuju podršku klijentima na 24 sata dnevno za većinu upita koje imaju ka kontakt centru i praktično ukidaju vreme čekanja na javljanje agenata kontakt centra.

Korišćenje AI smanjuje troškove poslovanja osiguravajuće kompanije, što omogućava da se klijentima ponude jeftinije polise uz isto pokriće i kvalitetniju podršku, što je definitivno dobitna kombinacija za osiguranike.

Izazovi u primeni veštačke inteligencije u osiguranju²¹

Uvođenje veštačke inteligencije u delatnost osiguranja može da donese više štete nego koristi ukoliko se ne obrati pažnja na sledeće izazove:

- **Diskriminacija** – budući da se učenje obično izvodi nad podacima iz prošlosti, kao i da se ne može zabraniti algoritmima mašinskog učenja da pronađu očigledne veze koje su zabranjene za korišćenje prilikom određivanja tarifa po regulativi Evropske unije (npr. da žene žive duže), mora se na kraju proveriti da li je ono što preporučuje softver u skladu s propisima, da bi se predupredile eventualne kaznene mere regulatora delatnosti osiguranja.
- **Netransparentnost modela** – kao što je već objašnjeno, rad softvera koji primenjuje ML predstavlja crnu kutiju za korisnike, što može izazvati probleme u režimu Solventnost II, koji zahteva da modeli budu transparentni i da ih mogu proveravati revizori.
- **Nefer poslovanje** – optimizacija cena može rezultovati time da softver u obračun uključi ne samo faktore rizika nego i faktore osetljivosti pojedinih grupa na promenu cene ili nesklonost drugih grupa da pretražuju tržište u cilju pronalaska najbolje ponude. Takođe, softver bi mogao da pronađe koliki je procenat iznosa pune štete većina oštećenih spremna da prihvati i da odustane od sudskog postupka za potraživanje ostatka iznosa. Ovakva praksa ne bi bila etična i takav poslovni odnos s osiguranicima ne bi se mogao tretirati kao fer odnos.
- **Zloupotreba genetskih podataka** – s obzirom na to da genetski podaci osiguranika mogu postati dostupni preko eksternih kompanija, softver ih može upotrebiti za određivanje cena zdravstvenog ili životnog osiguranja, što nije u skladu s osiguravajućom regulativom ni praksom u Evropskoj uniji.
- **Neusaglašenost sa GDPR-om** – kompanije koje koriste crnu kutiju mašinskog učenja teško mogu dokazati da su usaglašene sa Opštom uredbom o zaštiti podataka o ličnosti Evropske unije (engl. General Data Protection Regulation = GDPR), odnosno da na pravi način rukuju ličnim podacima, što u Evropskoj uniji može dovesti do velikih novčanih kazni.

21 Pavlović, B. (2019). Izazovi u primeni mašinskog učenja u delatnosti osiguranja, *Tokovi osiguranja* godina 3/2019, p. 7-20

- **Kompromitovanost podataka** – *cyber* rizici su sve veći u savremenom poslovanju, što može ishodovati situacijom da ML softver koristi podatke koji su kompromitovani, pa izvede neodgovarajuće zaključke, a da ljudi koji upravljaju njime toga uopšte nisu svesni.
- **Neadekvatnost klasičnih polisa osiguranja od odgovornosti**²² – ako softver sa sposobnošću mašinskog učenja prouzrokuje štetu, postavlja se pitanje ko je za to odgovoran. Pitanje osiguranja od odgovornosti za upotrebu veštačke inteligencije je komplikovano, jer potencijalni krivci mogu biti od programera algoritama, preko koderi i integratora, do vlasnika skupa podataka i proizvođača koji sve to koristi u svom proizvodu. Skriveni rizici koje nosi veštačka inteligencija nateraće osiguravače da u budućnosti unaprede svoje polise osiguranja od odgovornosti iz informatičke delatnosti.

Primeri primene veštačke inteligencije u osiguranju u praksi

Jedan od najpoznatijih realizovanih primera ML u praksi, koji se koristi svuda, uključujući i osiguravajuće kompanije je klasifikacija poruka elektronske pošte na spam ili regularnu poštu. Takođe, chatbot je sličan primer široke upotrebe AI, koji se koristi i u osiguranju.

Ipak, postoji i nekoliko realizovanih primera veštačke inteligencije koji su specifični samo za oblast osiguranja u kojima je ova tehnologija primenjena. Najpoznatiji primer u svetu korišćenja naprednih kognitivnih tehnologija, koji će biti posebno opisan u ovom radu, je američka osiguravajuća kompanija Lemonade. Najveće osiguravajuće kompanije u svetu, koriste ML u različitim poslovnim procesima, dok u Srbiji Udruženje osiguravača Srbije koristi algoritme AI u borbi protiv prevara, čemu će takođe biti posvećena dužna pažnja u ovom radu.

*Lemonade*²³

Prošlo je šest godina od osnivanja čuvene američke startup osiguravajuće kompanije koja se bavi neživotnim osiguranjem, Lemonade. Kompanije koja je obećala da će digitalnom transformacijom napraviti revoluciju na tržištu osiguranja i hrabro napisala slogan na svom sajtu, koji verno odražava kompanijsku filozofiju: „Lemonade – Zaboravite sve što znate o osiguranju!“ Ostvareni su impresivni rezultati u pojedinim oblastima. Lemonade je započeo svoje aktivnosti na tržištu osiguranja u trećem kvartalu 2016. godine u samo jednom gradu, Njujorku. Do danas je kompanija značajno proširila poslovanje u 38 američkih država, kao i

22 Papović, B. (2019) Prikaz članka „Veštačka inteligencija – skriveni rizici“, izvor *Insurance Post*, novembar 2018, 37–38 str, *Tokovi osiguranja* 1/2019, p. 107–108

23 www.lemonade.com

Holandiju, Nemačku i Francusku. Preko 50 % prihoda od premije u 2021. godini je došlo iz aktivnosti u Kaliforniji, Teksasu i Njujorku.

Uvedene su revolucionarne promene u poslovanju na svetskom tržištu osiguranja. Ne koristi se papir u interakciji s klijentima, tako da ne izdaju materijalne polise. Štete se prijavljuju isključivo kroz aplikaciju i to tako što se snima video klip sa objašnjenjem slučaja. Prodaja polisa i prijava šteta se vrši kroz sopstveni internet sajt (www.lemonade.com) i mobilnu aplikaciju za iOS i Android (Lemonade Insurance) pomoću chatbota po imenu Džim koji funkcioniše na principima mašinskog učenja. Ne koriste se usluge brokera, prodaja je isključivo direktna. Plaćanje premije je moguće samo kreditnim i debitnim karticama. Vreme koje je potrebno da klijent kupi polisu je manje od 5 minuta, dok se obrada i isplata većine šteta završava za manje od minut. Rekord je postignut 2016. godine, kada su isplatili štetu za ukradeni kaput za 3 sekunde. Veštačka inteligencija proverava veliki broj parametara kroz 18 algoritama, koji ukazuju na eventualnu prevaru u osiguranju, pre isplate štete. Profit koji ostane po pojedinačnoj polisi, na kraju godine usmerava se u dobrotvorne svrhe, organizaciji koju izabere ugovarač. Na ovaj način je uvedeno pravilo da osiguravajuća kompanija ne zarađuje od odbijanja šteta, jer će svejedno taj novac dati u dobrotvorne svrhe i tako izbegava konflikt interesa uprave kompanije. Profit za kompaniju je razlika između režijskog dodatka koji je za sve polise 25 % od premije i troškova poslovanja kompanije. Digitalni pristup omogućava veliku fleksibilnost tokom trajanja ugovora o osiguranju, klijenti u svakom trenutku mogu da raskinu polisu uz povraćaj srazmernog dela premije, povećaju ili smanje pokriće. I na kraju, primenjen je i jedan tradicionalni recept za uspeh – cene polisa su niže nego kod drugih osiguravajućih kompanija.

Zahvaljujući svom revolucionarnom pristupu osiguranju, velikoj popularnošću među milenijalcima i veoma uspešnom marketinškom nastupu, kompanija Lemonade je ostvarila veliki uspeh u privlačenju investitora. Takođe, pored investitora, i jedna od najpoznatijih reosiguravajućih kompanija na svetu, Londonski Lojd je prihvatio da bude njihov reosiguravač. Pre nego što je izašla na berzu pre dve godine, vrednost kompanije Lemonade je cenjena na osnovu neobičnog savremenog koncepta rada i marketinške popularnosti zbog očekivane digitalne transformacije poslovnog modela jedne tradicionalne delatnosti kao što je osiguranje. Izlaskom na berzu, gde akcionari osim ponosa što učestvuju u jednom novom izuzetno popularnom projektu, očekuju i da zarađuju od dividendi, situacija se zakomplikovala i za kompaniju Lemonade susret sa berzanskom stvarnošću je postao bolan posle samo nekoliko meseci.

Četiri najveće osiguravajuće kompanije u SAD²⁴

Najveća američka osiguravajuća kompanija u 2016. godini State Farm²⁵ koristi mašinsko učenje u klasifikaciji sigurnosti vožnje svakog vozača koji je osiguran kod njih, a zatim i u pripremi ponude odgovarajućeg usluga za svaku klasu vozača. Pre tri godine „State Farm“ otvorila je konkurs za najuspješnije rešenje za klasifikaciju vozača, na osnovu fotografija iz saobraćaja. Vozači su klasifikovani u deset kategorija: sigurni vozači, oni koji šalju SMS poruke u vožnji, vozači koji podešavaju radio tokom vožnje, oni koji razgovaraju preko telefona itd. Prvo mesto je osvojilo rešenje koje je koristilo ML i metodu dveju neuronskih mreža.

Jedna od najvećih američkih osiguravajući kompanija, Liberty Mutual,²⁶ osnovala je Solaria Labs, specijalizovanu kompaniju za inovacije. Jedan od projekata koji je Solaria Labs razvila 2017. godine jeste razvoj portala s otvorenim aplikacionim programskim interfejsom ili API interfejsom (skraćeno od engleskog naziva Application Programming Interface). Svrha portala jeste integrisanje sopstvenih informatičkih projekata Solaria Labsa s javnim podacima, s ciljem razvoja aplikacije bazirane na mašinskom učenju za poboljšanje sigurnosti u saobraćaju. Takođe, razvili su aplikaciju za mobilne uređaje koja pomaže vozačima što su imali saobraćajnu nesreću da brzo procene štetu na vozilu korišćenjem kamere mobilnog telefona. Trening skup aplikacije bazirane na ML sastojao se od više hiljada fotografija saobraćajnih nesreća uparenih s podacima o troškovima popravki vozila sa fotografija.

Osiguravajuća kompanija Allstate²⁷ razvila je virtuelnog asistenta, chatbot ABIE (skraćeno od engl. Allstate Business Insurance Expert), zasnovanog na ML metodama, za pomoć svojim agentima u prodaji proizvoda za korporativne klijente. Ranije su njihovi agenti bili obučeni samo za prodaju osiguranja kuća i stanova i zdravstvenog osiguranja, tako da im je bila potrebna pomoć kada je kompanija odlučila da im poveri prodaju složenijih usluga imovinskih osiguranja. ABIE je obezbedio agentima vodič „korak po korak“ na engleskom jeziku za primenu tarifa, određivanje cena i pripremu ponude raznih usluga osiguranja za korporativne klijente. Budući da je ABIE pružao kvalitetnu pomoć, agenti su koristili njegove usluge u oko 25.000 slučajeva mesečno.

Velika američka osiguravajuća kompanija Progressive²⁸ koristi algoritme prediktivne analitike mašinskog učenja za proučavanje podataka o vozačima s ciljem razumevanja tržišnih trendova i mogućnosti za dalji razvoj usluga

24 Sennaar, K. (2019). How America's Top 4 Insurance Companies are Using Machine Learning, Emerj Artificial Intelligence Research, <http://emerj.com>, Boston, USA

25 www.statefarm.com

26 www.libertymutual.com

27 www.allstate.com

28 www.progressive.com

osiguranja vozila. Njihova aplikacija za telematiku, Snapshot, u 2016. godini prikupila je podatke o vožnji na preko dvadeset milijardi kilometara.

Udruženje osiguravača Srbije²⁹

Skoro sve srpske osiguravajuće kompanije imaju formirane organizacione delove za sprečavanje prevara, koje se sa većim ili manjim uspehom bore protiv prevara. U cilju što efikasnije borbe s prevarantima iz oblasti osiguranja vozila, Udruženje osiguravača Srbije obezbedilo je 2015. godine osiguravajućim kompanijama moćan alat za borbu protiv prevara. FROPS (engl. Fraud Risk Operational Performance Solution) softver britanske kompanije „Salviol“,³⁰ za prevenciju prevara, analitički je alat koji se koristi u osiguranju i drugim finansijskim sektorima. Glavni cilj FROPS-a jeste da sakuplja, upoređuje, istražuje i analizira velike količine podataka. On traži anomalije odstupanja ili nekoherentnosti u podacima s ciljem otkrivanja prevarnih radnji koje dovede do gubitka prihoda. FROPS analizira najširi spektar informacija kako bi obezbedio najefikasnije analitičko okruženje s maksimalnom preciznošću ključnih indikatora prevara. On vrši indeksiranje podataka iz kojih obračunava rizik od prevare. Funkcioniše nezavisno od drugih programskih okruženja. Koristi prediktivnu analitiku i mašinsko učenje za identifikovanje novih tipova prevara u osiguranju.

Ključni indikatori prevara jesu parametri štete koji s velikom verovatnoćom ukazuju na postojanje prevarne radnje. Oni predstavljaju kritičnu tačku za uspostavljanje sistema za otkrivanje i sprečavanje prevara. Pravilnim kombinovanjem tih indikatora, sužava se skup šteta koje su potencijalno prevare. Sektor za borbu protiv prevara fokusira se na taj skup u daljoj kontroli i analizi, što povećava njegovu efikasnost. Prepoznavanjem nestrukturiranih podataka, tekstualnih datoteka, skeniranih dokumenta itd. FROPS omogućava njihovo pretraživanje, analizu i kategorizaciju. Tako pripremljeni podaci daju analitičaru neophodnu širinu za proces istrage.

Takođe, FROPS analizira socijalne mreže kvantitativnom tehnikom koja kombinuje organizacionu teoriju s matematičkim modelima. Na osnovu tih algoritma, analitičar može bolje razumeti dinamiku grupa, mreža i organizacija. Može da identifikuje lica ili organizaciju koja krije informaciju, da prati i analizira kako se mreže razvijaju u toku vremena i da velikom brzinom utvrdi važne karakteristike posmatrane grupe.

29 www.uos.rs

30 www.salviol.com

Zaključak

U delatnosti osiguranja u svetu su već realizovani brojni projekti bazirani na veštačkoj inteligenciji. Korišćenje AI u osiguranju podiže operativnu izvrsnost i efikasnost poslovanja. Njena primena doprinosi većoj brzini i tačnosti u preuzimanju rizika i upravljanju odštetnim zahtevima, preciznijem ispunjavanju obaveza koje nameće zakonska regulativa i boljoj podršci klijentima npr. u razumevanju pojmova iz oblasti osiguranja. U Srbiji je najpoznatiji primer upotrebe mašinskog učenja u osiguranju softver FROPS, koji koristi Udruženje osiguravača Srbije.

Doprinos ovog rada je obelodanjivanje metoda, tehnika i primera primene veštačke inteligencije u osiguranju, uz skretanje pažnje na izazove koje njeno korišćenje donosi, s ciljem da posluži kao podsticaj domaćim osiguravajućim kompanijama da unaprede i osavremene pojedine poslovne procese.

U današnjem stepenu razvoja AI, sistemi koji se mogu implementirati u praksi su usko specijalizovani, jer se mogu trenirati samo za manju grupu zadataka, npr. sistem koji vrhunski igra šah ne može da bude korišćen kao igrač pokera. Procene su³¹ da će trebati još oko 30 godina da se razvije opšti sistem veštačke inteligencije koji bi bio u stanju da preuzme različite uloge i rešava veći broj raznorodnih zadataka. U međuvremenu, osiguravajuće kompanije bi trebalo da prate razvoj ove tehnologije i korak po korak prilagođavaju svoje procese i informacione sisteme trenutku kada će nastupiti velika promena sa pojavom virtuelnih sistema koji će moći da rade praktično sve poslove u osiguravajućoj kompaniji.

Na kraju, važno je naglasiti da za uspeh nije dovoljno samo implementirati IT rešenja koja koriste veštačku inteligenciju, ako model poslovanja osiguravajuće kompanije ostane tradicionalan.

Literatura

- EIOPA (2019). Big Data Analytics in Motor in Health Insurance: A Thematic Review, www.eiopa.europa.eu
- Eling, M., Nuessle, D., Staubli, J. (2021). The impact of artificial intelligence along the insurance values chain and on insurability risks. *The Geneva Papers on Risk and Insurance – Issues and Practice* (2022) 47, p. 205-241
- Hurwitz, J. and Kirsch, D. (2018). *Machine Learning for Dummies*, IBM Limited Edition, John Wiley & Son, New York, USA
- Granter, S., Beck, A., Papke, A (2017). AlphaGo, Deep Learning, and the Future of the Human Microscopist

31 Uj, A. (2018). Understanding three types of artificial intelligence, www.analyticsinsight.net

- Kuipers, B., Feigenbaum, E. A., Hart, P. E., & Nilsson, N. J. (2017). Shakey: From Conception to History. *AI Magazine*, 38(1), p. 88-103
<https://doi.org/10.1609/aimag.v38i1.2716>
- Kumar, N., Srivastava, J. And Bisht, H. (2019). Artificial Intelligence in Insurance Sector, *Journal of The Gujarat Research Society* Vol. 21 Issue 7, p. 79-91
- Laveen N. Kanal (2003). *Encyclopedia of Computer Science*, p. 1383–1385
- Markoff, J. (2011). Computer Wins on 'Jeopardy!': Trivial, It's Not. *The New York Times*
- Papović, B. (2019). Prikaz članka „Veštačka inteligencija – skriveni rizici“, izvor *Insurance Post*, November 2018, 37–38 str, Tokovi osiguranja 1/2019, p. 107–108
- Pavlović, B. (2018). Blockchain tehnologija u osiguranju – nove tendencije sa potencijalom većim od rudarenja Bitcoina. *Zbornik radova SORS*, p. 239-255
- Pavlović, B. (2019). Softverski roboti u funkciji razvoja digitalnog poslovanja osiguravača. *Zbornik radova SORS*, p. 199-218
- Pavlović, B. (2020). Uticaj internet inteligentnih uređaja na moderne trendove u osiguranju. *Zbornik radova SORS*, p. 143-164
- Pavlović, B. (2019). Izazovi u primeni mašinskog učenja u delatnosti osiguranja, *Tokovi osiguranja godina 3/2019*, p. 7-20.
- Pavlović, B. (2020). Internet of Intelligent Devices Application in Insurance, XVIII međunarodni simpozijum „Osiguranje u uslovima pandemije COVID-19“
- Pereira, D. (2019). A New Generation of Artificial Intelligence, 2020-us.semantics.cc
- Sennaar, K. (2019). How America's Top 4 Insurance Companies are Using Machine Learning, Emerj Artificial Intelligence Research, <http://emerj.com>, Boston, USA
- Uj, A. (2018). Understanding three types of artificial intelligence, www.analyticsinsight.net
- www.alanturing.net/turing_archive/pages/Reference%20Articles/what_is_AI/What%20is%20AI06.html
- www.allstate.com
- www.britannica.com/biography/Alan-Turing
- www.britannica.com/technology/artificial-intelligence/Connectionism
- www.darpa.mil/about-us/timeline/-grand-challenge-for-autonomous-vehicles
- www-formal.stanford.edu/jmc
- www.ibm.com/cloud/learn/deep-learning
- www.jigsaw.google.com
- www.lapetussolutions.com
- www.lemonade.com
- www.libertymutual.com
- www.progressive.com
- www.salviol.com
- www.statefarm.com
- www.uos.rs