Metode strojnog i dubinskog učenja za predikciju otkazivanje rezervacija

Ferlatti, Aldo

Metode strojnog i dubinskog učenja za predikciju otkazivanje rezervacija

Aldo Ferlatti

Mentor: doc. dr. sc. Darko Etinger; Komentor: dr. sc. Nikola Tanković

Sveučilište Jurja Dobrile u Puli, Fakultet informatike,
Pula, Hrvatska
{aferlatt,detinger,ntankov}@unipu.hr
https://fipu.unipu.hr/fipu/en

Rujan 2019

Sažetak

Metode strojnog učenja su sveprisutne neovisno o vrsti industrije za koju se primjenjuje. U ovom završnom radu se analizira proces gradnje klasifikacijskoga modela: metode analiziranja podataka i gradnje skupa podataka; metode strojnog i dubinskog učenja za gradnju modela te njegovu optimizaciju. Zbog izvornih podataka, analiza se temelji na hotelijerskoj industriji ali metode su primjenjive i u širem području.
Prema usporedbi algoritama, odabralo se XGBoosting i DNN kao algoritmi za testiranja te za optimizaciju istih se koristi metoda mrežnog pretraživanja i Bayesova optimizacija.

Abstract

Machine learning methods are present independently of the type of industry they are applied to. In this final thesis it is analyzed the process of building a classification model: methods used for dataset building and analysis; methods of machine learning and deep learning for model creation and its optimization. Because of the nature of the source data, analysis are made for the hospitality industry but applicable on others too.
Based on algorithms comparison, XGBoosting and DNN alghoritms are chosen for the tests. Grid search and Bayesian optimization are the methods for the model optimization.

Uvod

Strojno učenje je tehnologija koja je sve prisutnija u današnjem svijetu: predviđanje vremena, burzovnih cijena, klasifikacija kupca, itd. Strojno učenje je primjenjivo u svim industrijama iz kojih se mogu formatizirati izvorni podaci. Na raspolaganju za izradu ovog završnog rada su podaci iz hotelijerske industrije te je kao ciljni zadatak predvidjeti hoće li rezervacija biti otkazana. Kod upravljanja prihoda, otkazivanje rezervacija ima veliki utjecaj na krajnju zaradu stoga posjedovanje te informacije unaprijed, omogućava poduzimanje postupaka u sprječavanju ili vođenju istih na adekvatan način. Takvi postupci mogu dovesti na sveukupni porast prihoda što je krajnji cilj bilo kojeg poduzeća.
Ispitivanje provedeno 2011. godine od Kimesa [1], pokazalo je da 24.6% ispitanika (od kojih 78.4% pripadaju hotelijerskoj industriji) misli da će u slijedećih 5 godina tehnologija imati veliku ulogu kod upravljanja prihoda a 17.8% su rekli da će prognoziranje i analitičke metode također imati veliki utjecaj.
U sljedećim poglavljima se obrađuju metode strojnog učenja i dubinskog učenja: od prikupljanja podataka i njihovog čišćenja do krajnjeg rezultata prognoziranja.

1. Definicija problema i analiza skupa podataka

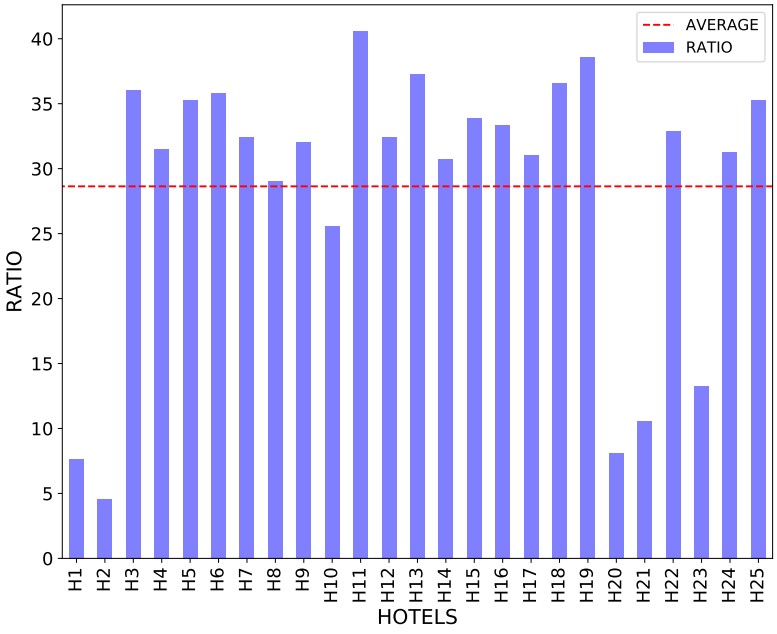
Definirati model za određene probleme nije izravan proces. Ovisno o vrsti problema, postoji određeno rješenje koje je bolje i efikasnije od ostalih. Ovaj završni rad obuhvaća proces pronalaženja i definiranja rješenja strojne ili dubinske prirode: odabir algoritma za treniranje, optimizacija parametra, procjena i donošenje zaključka ovisno o dobivenim rezultatima.

Početni skup podataka bio je sastavljen od 6 971 937 zapisa sa 26 značajki. To je obuhvaćalo duple unose, prazne zapise i nepotrebne značajke: svaka rezervacija bila je zapisana više puta, ovisno o broju soba, osoba i hotela. Nakon provođenja čišćenja, i obrade značajki (obrađeno u poglavlju 5), na raspolaganju se dobilo skup podataka od anonimnih rezervacija od 26 hotela kroz razdoblje od tri godine (2016, 2017, 2018) sa 661 857 zapisa i 57 značajki.

1.1. Analiza skupa podataka

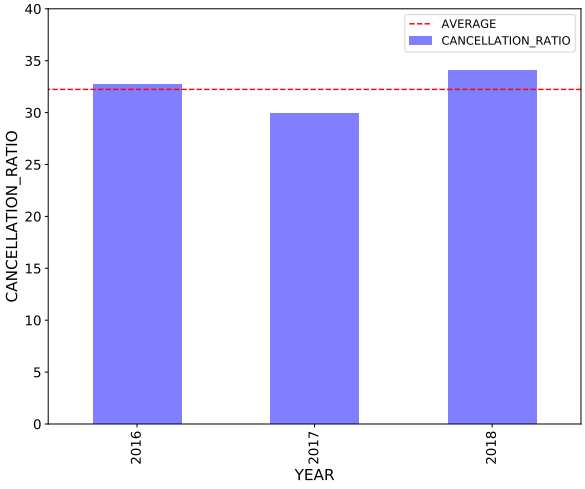
Kako bi se odabrale relevantne značajke koji ulaze u model, odabrali prikladni procjenitelji te na kraju shvatiti dobivene rezultate, potrebno je shvatiti podatke na raspolaganju, njihovo značenje i ponašanje. Ovo poglavlje analizira kretanje podataka te grafički prikaz istih.

Na Slici 1 su prikazane stope brisanja za svaki hotel: pojedinačni hotel ima različitu stopu brisanja, koja se kreće od minimuma 4.54% do maksimuma 40.58%. Međutim, sveukupni prosjek je od 28.64% što je u skladu sa prijašnjim radovima.



Slika 1: Stopa brisanja rezervacija po hotelu

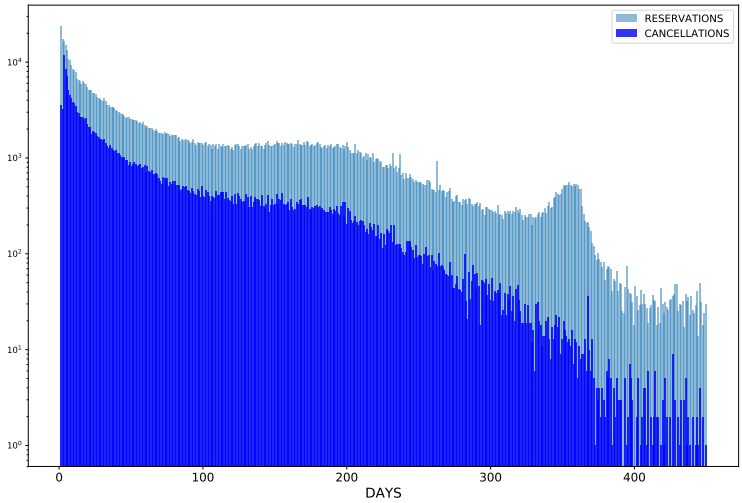
Falk i Vieru [2] su dokazali da povećana uporaba online agencija također dovodi do povećane stope brisanja rezervacija. Prateći taj zaključak, zbog unaprjeđenja tehnologije i pristupa online agencijama, kroz godine bi stopa brisanja rezervacija rasla. Međutim u slučaju podataka na raspolaganju, kao što se može primijetiti na Slici 2, stopa brisanja je stabilna kroz sve tri godine, sa prosjekom od 32.23% i standardnom devijacijom od 2.11%.



Slika 2: Stopa brisanja rezervacija po godini

Iz Slike 3 (prikazana sa logaritamskom skalom) se primjećuje da ima očekivani eksponencijalni rast u broju rezervacija sa manjim rasponom u broju dana prije prijave u hotel. Međutim, ima i neočekivani rast u rezervacijama skoro godinu dana unaprijed. Objašnjenje za taj neočekivani rast stoji u činjenici da prosječno 65% tih rezervacija je za sezonsko razdoblje (uzimajući u obzir da je sezonsko razdoblje između 01.05. i 30.09.) sa prosječno 6.6% brisanih rezervacija. Ostalih 35% neočekivanih rezervacija su za razdoblje izvan sezone, rezultirajući sa prosječnom stopom brisanja od 29.9%.

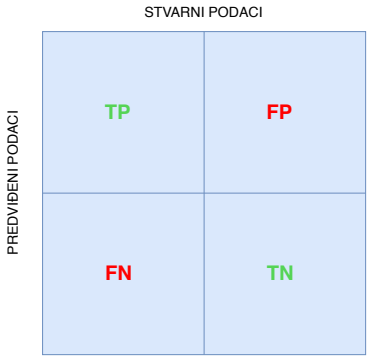
Broj brisanja rezervacija je u skladu sa eksponencijalnim rastom rezervacija: to dokazuje da rezervacija ima veću vjerojatnost da se izbriše kako se datum prijave približava.



Slika 3: Odnos obrisanih podataka između datuma rezervacije i broj dana brisanja prije prijave u hotel (check-in)

1.2. Procjenitelji modela

Kod procjene kvalitete i uspješnosti strojnog ili dubinskog algoritma se koriste razni procjenitelji. Izvor procjenitelja je matrica konfuzije koja prikazuje količinu predviđenih podataka te odnos između stvarnih podataka i predviđenih podataka. Matrica daje četiri informacije (Slika 4): istinito negativni (eng. true negatives), lažno negativni (eng. false negative), istinito pozitivni (eng. true positive) te lažno pozitivni (eng. false positive).



Slika 4: Matrica konfuzije

Iz dobivenih informacija od matrice konfuzije mogu se dobiti relevantniji procjenitelji za procjenu uspješnosti modela: preciznost, točnost, odaziv, F1-ocjena. Koristiti samo jedan procjenitelj za sve modele nije efikasno pošto svaki procjenitelj daje različitu vrstu informacije.

- Preciznost (eng. **Precision**): daje informaciju koliko od pozitivno predviđenih podataka su istinito pozitivni. Dobar je procjenitelj kada se želi znati količinu i utjecaj lažno pozitivnih predviđanja na model (jednadžba 1).

$$Preciznost = \frac{TP}{FP + TP} \tag{1}$$

- Točnost (eng. **Accuracy**): daje informaciju od sveukupnih predviđenih podataka, koliko su točno predviđeni (jednadžba 2).

$$Točnost = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{2}$$

- Odaziv (eng. **Recall**):daje informaciju koliko od pozitivno predviđanja je istinito i točno predviđeno. Odaziv je dobar procjenitelj kada lažno negativna predviđanja imaju veći utjecaj na model (jednadžba 3).

$$Odaziv = \frac{TP}{FN + TP} \tag{3}$$

- F1-ocjena (eng. **F1-score**): predstavlja odnos između preciznosti i odaziva. Kada se želi dobiti ravnotežu preciznosti i odaziva, cilja se na veću

F1-ocjenu (jednadžba 4)

$$F1 - ocjena = 2 * \frac{Preciznost * Odaziv}{Preciznost + Odaziv} \tag{4}$$

U ovom završnom radu za modele strojnog učenja se koristi F1-ocjena kao procjenitelj kvalitete, dok kod modela dubinskog učenja se koristi točnost predviđanja.

2. Pregled literature

Upravljanje prihodima je izvorno razvijeno 1966. godine u avionskoj industriji, tek je kasnije uvedena u drugim industrijama poput hotelijerstva, ugostiteljstva, kockarnicama itd. Značajan broj radova je izvedeno na temi predviđanja potražnje, međutim samo nekoliko njih ([3, 4, 2, 5, 6, 7, 8]) se koncentriraju specifično na metodologiji ovog završnog rada [4]. Kao što se može primijetiti u Tablici 1, svi radovi koriste fokusirane podatke nad pojedinim hotelima i svi dostupni podaci su ispod 300 000 zapisa, sa iznimkom rada Koolea, Hopmana i Leeuwena [5] koji imaju bazu podataka veću od milijun zapisa. Međutim izvor nisu hoteli nego ugostiteljske nekretnine sa kapacitetom soba ne većom od dva. Korišteni podaci su PNR vrste (eng. Passenger Name Record): izraz koji potječe iz avionske industrije te je kasnije preuzet u hotelijersku industriju kao definicija podataka rezervacija; PNR podaci obuhvaćaju informacije o korisniku, tko će putovati ili prespavati prema rezervaciji, pojedinosti usluge, cijene i slično [9].

Korištene metode predviđanja variraju: korištena metoda ovisi o vrsti i veličini podataka na raspolaganju, pa tako i metode variraju od strojnog učenja do dubinskog učenja. Iz Tablice 1 se primjećuje da najčešći korišteni model je stablo odlučivanja i njegove varijacije: Boosted decision tree, XGBoost, Random forest. U ovom završnom radu koristiti će se model XGBoost-a, te opravdanja i razlozi odabira tog modela se obrazlažu u sljedećem poglavlju.

Tablica 1: Metode i rezultati pregledane literature

Lit.	Metoda	God.	Skup podataka	Br. hotela	Rezanje podataka	Točnost (min)
[7]	Boosted decision tree	2017	73K	4	Da	0.879
[4]	XGBoost	2017	N/A	2	Da	0.84
[3]	BPN GRNN	2013	N/A	N/A	N/A	0.808
[2]	N/A	2018	233K	9	Da	0.92
[6]	C4.4 RndForest SVM KLR	2009	240K	1	Ne	N/A
[5]	RndForest	2018	1.27M	7 non hotels	Da	0.89
[8]	XGBoost	2019	100K	8	Da	0.777

Pošto su podaci podijeljeni po hotelima, odnosno nisu jednoobrazni za bilo koji hotel, takvi su i rezultati istraživanja: dobivena preciznost i točnost modela vrijedi samo za taj specifičan hotel.

Baza podatak na raspolaganju za ovaj završni rad ima 661 857 zapisa od 26 hotela koji se razlikuju po veličini i kvaliteti: u model ulaze svi podaci, ne razdvojeni po hotelima, što ujednačuje rezultat za sve hotele. Morales i Wang [6] predlažu dva modela podataka: sezonski prosjek i PNR podaci. Iako je prvi jako popularan u praksi, PNR podaci su dokazali da donose bolje rezultate. Podaci na raspolaganju su kombinacija tih dva modela: količina osobnih podataka

gosta je svedena na minimum, ostavljeni su samo podaci za koje se misli da mogu utjecati na završni rezultat kao što je država porijekla, prisutnost djece itd.
Također treba pripaziti na način rezervacije. Nove tehnologije dovode do stvaranja novih usluga: u ovom slučaju razvile su se online putničke agencije (eng. Online Travel Agencies, OTAs) koje značajno olakšavaju proces rezerviranja te brisanje iste. Falk i Vieru [2] su dokazali da rezervacije napravljene preko online agencija imaju veću stopu brisanja nego ostale rezervacije.

3. Metoda strojnog učenja

Ovo predstavlja klasifikacijski problem, stoga se koristi nadzirani klasifikacijski algoritam. Strojevi vektora potpore (eng. Support Vector Machines, SVC), Stablo odlučivanja (eng. Decision Trees), Logistička regresija (eng. Logistic Regression) itd. su svi poznati algoritmi za klasifikaciju. Kako bi se odabrao najprikladniji algoritam koji će dati najbolje moguće rezultate, napravila se funkcija za usporedbu modela. Usporedba se napravila na uzorku od 5000 nasumičnih zapisa i provjerena sa 10-strukom unakrsnom validacijom.
Uspoređeni algoritmi:

- **SVC**: ovaj algoritam odvaja podatke crtom, dok vektor potpore označava rubove, odnosno podatke koje imaju najmanju okomitu udaljenost od crte odvajanja. Osim linearne metode, također se koristila RBF (Radial Basis Function) metoda. RBF je transformacijska metoda gdje se podaci grupiraju prema određenim centroidima te algoritam određuje liniju odvajanja podataka prema centroidima.

- **Decision tree**: kao što samo ime ukazuje, ovaj algoritam stvori strukture u obliku stabla. Početni čvor predstavlja korijen, odnosno značajku koja daje najveću informacijsku dobit nakon odvajanja nad tim čvorom. Svaki čvor prolazi kroz isti proces, do listova koji predstavljaju odluku ili klasifikaciju.

- **Logistic regression**: unaprijeđena verzija linearne regresije koja rješava probleme iznimka kod linearne regresije; temeljena na sigmondovoj funkciji.
- **Gradient boosting i XGBoost**: temeljeni na stablu odlučivanja; značajni po tome što krajnju odluku temelje na prijašnjim slabijim odlukama (obrađeni detaljnije u nastavku).

U Tablici 2 su prikazani F1-rezultati usporedbe u padajućem redoslijedu: F1-rezultat predstavlja odnos između preciznosti i odaziva, te kao takav se smatra dobrim pokazateljem kvalitete modela. Tablica 2 pokazuje da algoritam XGBoost ima najbolji rezultat, te je korišten u modeliranju modela za predikciju brisanja rezervacija.

Tablica 2: Rezultati usporedbe algoritma

Model	**F1-rezultat**
`SVC-linear`	0.578 ± 0.137
`SVC-rbf`	0.678 ± 0.001
Decision tree	0.692 ± 0.016
Logistic regression	0.697 ± 0.016
Gradient boosting	0.708 ± 0.008
XGBoost	0.768 ± 0.012

Povećanje gradijenta (eng. Gradient Boosting) radi na način da završno predviđanje sastavi od puno slabijih modela predviđanja, te se na svakoj interakciji novi slabi klasifikator nadoda na prijašnji model na način da ispravlja grešku. Ekstremno povećanje gradijenta (eng. Extreme Gradient Boosting, XGBoos-

ting) radi na sličan način ali rezultat je točniji jer kontrolira pre-treniranje te je procesorski efikasiniji pošto koristi algoritam za paralelizaciju stabla [10]. Kao i kod svakog algoritma temeljenom na stablu odlučivanja, tako i kod XGBoosting-a najveći je problem odrediti strukturu stabla: postoji puno kombinacija stabala te pronaći optimalnu može zahtijevati veliku procesorsku snagu [11]. U tu svrhu, XGBoosting koristi pohlepan algoritam uveden od Chena i Guestrina [12], "Osnovno točni pohlepni algoritam" (eng. "Basic exact greedy algorithm"): prvo sortira podatke prema vrijednostima značajki a zatim posjećuje vrijednosti kako bi sakupio gradijentnu statistiku za ocijeniti strukturu prema jednadžbi 5.

$$G = \frac{1}{2}\left[\frac{(\sum_{i\epsilon I_L} g_i)^2}{\sum_{i\epsilon I_L} h_i + \lambda} + \frac{(\sum_{i\epsilon I_R} g_i)^2}{\sum_{i\epsilon I_R} h_i + \lambda} - \frac{(\sum_{i\epsilon I} g_i)^2}{\sum_{i\epsilon I} h_i + \lambda}\right] - \gamma \tag{5}$$

Gdje g_i i h_i predstavljaju prvi i drugi redoslijed gradijenta na funkciji gubitka; I_L i I_R označavaju skupove uzoraka lijeve i desne grane stabla; λ je konstanta te γ je parametar kompleksnosti. Algoritam se zaustavlja kada $G<0$, te najveći G označuje optimalno grananje na čvoru (pseudokod algoritma prikazan u Alg 1) [11].

Algorithm 1 Basic exact greedy algorithm - pseudokod algoritma

Ulaz: I, trenutni čvor

Ulaz: d, veličina značajke

$dobit \leftarrow 0$

$G \leftarrow \sum_{i \in I} g_i$, $H \leftarrow \sum_{i \in I} h_i$

for $k = 1$ ***to*** m **do**

  $G_L \leftarrow 0$, $H_L \leftarrow 0$

  for j ***in*** $sorted(I, byX_{jk})$ **do**

    $G_L \leftarrow G_L + g_j$, $H_L \leftarrow H_L + h_j$

    $G_R \leftarrow G - G_L$, $H_R \leftarrow H - H_L$

    $rezultat \leftarrow \max(score, \frac{{G_L}^2}{H_L+\lambda} + \frac{{G_R}^2}{H_R+\lambda} - \frac{G^2}{H+\lambda})$

  end

end

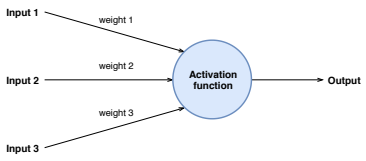
Izlaz: čvor sa maksimalnim rezultatom

Za pisanje algoritama i modeliranje XGBoosting-a koristila se knjižnica Scikit-learn: prikladna je za nadzirane i nenadzirane probleme srednjih veličina, raspolaže sa jednostavnim sučeljem sa svrhom dovođenja prednosti strojnog učenja ljudima koji ne raspolažu takvim predznanjem [13].

4. Metoda dubinskog učenja

Dubinsko učenje je vrsta strojnog učenja koji ima kompleksniju strukturu i temelji se na neuronskim mrežama: mreže su sastavljene od više nelinearnih skrivenih razina, gdje rezultat svake razine predstavlja ulaz sljedećoj razini [14]. Neuronska mreža je paralelna, distribuirana struktura obrade informacija koja obrađuje elemente međusobno povezanim jednosmjernim signalnim kanalima [15]. Svaka razina je sastavljena od neurona, definiran po ulaznom vektoru, aktivacijske funkcije te izlaza (Slika 5) Dubinsko učenje se u većini slučajeva koristi za procesiranje podataka na ljudskoj razini, kao na primjer prepoznava-

nje slika i govora. Međutim može se aplicirati i za jednodimenzionalne ulazne podatke kao što je u ovom slučaju: ulaz u mrežu je jednodimenzionalni vektor koji predstavlja jedan zapis. Zbog komplicirane strukture mreža potrebna je veća procesorska snaga za treniranje modela. Dodatni problem predstavlja definiranje parametra mreža: teško je precizno definirati prikladnu dubinu mreže i ostale parametre kao što su stopa učenja ili broj ciklusa. Kao takve, dubinske neuronske mreže su dobar kandidat za parametarsko pretraživanje koje će se razmotriti u 6. poglavlju.



Slika 5: Pojedinačni neuron u mreži: perceptron

Kao i u slučaju algoritma strojnog učenja, uspoređuju se tri klasifikacijska algoritma dubinskog učenja te provjereni sa 10-strukom unakrsnom validacijom nad uzorkom od 5000 zapisa: gusta neuronska mreža (eng. Dense Neuron Network, DNN), rekurzivna neuronska mreža (eng. Recursive Neuron Network, RNN) te konvolucijska neuronska mreža (eng. Convolutional Neuron Network, CNN).
Iako su svi algoritmi temeljeni na neuronskim mrežama, njihova struktura i način povezivanja razina su različita:

- **DNN**: ovo je jedan od jednostavnijih algoritma dubinskog učenja; Značajka mu je što ulaz svakog neurona je kombinirani rezultat svih neurona prijašnje razine (obrađen detaljnije u nastavku).
- **RNN**: neuronska mreža sa povratnom vezom gdje ulaz nije samo trenutni podatak nego svi podaci viđeni do tog trenutka od mreže. Kao što ljudski mozak uči od prijašnjeg iskustva, tako mreža pamti dosadašnje iskustvo.
- **CNN**: inače korištena za višedimenzionalne ulaze (slike, zvukovi, itd.),

također primjenjiva na jednodimenzionalnim vektorskim ulazima; karakteristična po konvolucijskoj razini, linearna transformacija koja sačuva redoslijed ulaza ali grupira određen broj ulaza pod jednu oznaku (postoj jedan težinski faktor za sve članove ulaza).

Prema tablici 3 DNN daje najbolji rezultat te kao takav se koristi za slijedeća testiranja u sklopu dubinskog učenja.

Tablica 3: Usporedba dubinskih modela

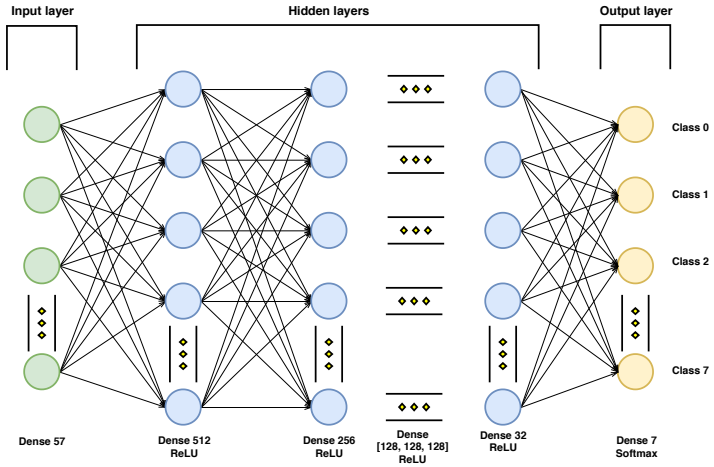
Model	**accuracy**
DNN	0.696 ± 0.0005
RNN	0.632 ± 0.1320
CNN	0.688 ± 0.0210

DNN predstavlja jednu od jednostavnijih mreža iz skupine algoritama dubinskog učenja: sastavljene su od niza elemenata, tzv. neuroni, koji uzimaju ulaz i težinski faktor nad konekcijom koja varira kako bi se smanjio rezultat određene funkcije gubitka [16]. Pohrana ulaznih podataka se razvija slijedno, odnosno širenje u naprijed se izvršava nivo po nivo, bez preskakanja. Osobnost DNNa je što je svaki neuron spojen sa svakim neuronom sljedeće skrivene razine, što znači da sa svakom dodatnom razinom struktura i vrijeme treniranja postaju zahtjevniji. Jedan od izazova korištenja neuronskih mreža je što se smatraju algoritmima crne kutije: iako se poznaje način rada neurona, veliki broj konekcija i razina predstavlja problem za interpretirati unutarnji rad istih [16].

$$F(x) = max(0, x) = \begin{cases} 0, x < 0 \\ x, x \geq 0 \end{cases} \tag{6}$$

U Tablici 4 je prikazana struktura, odnosno skrivene razine, neuronske mreže:

sve razine su guste vrste; veličina razina se postepeno smanjuje prema izlaznoj razini koja ima 7 izlaznih neurona, odnosno odgovara sa mogućim brojem kategorija; aktivacijske funkcije su 'relu' (jednadžba 6), osim izlazne razine koja ima aktivacijsku funkciju 'softmax' za određivanje predviđene kategorije.



Slika 6: Grafički prikaz strukture DNN algoritma

Tablica 4: Struktura DNN modela

Razina	**Vrsta sloja**	**Veličina (broj neurona)**	**Aktivacijska funkcija**
input	Dense	57	none
1	Dense	512	relu
2	Dense	256	relu
3	Dense	128	relu
4	Dense	128	relu
5	Dense	128	relu
6	Dense	32	relu
output	Dense	7	softmax

5. Obrada značajki

U kreiranju predikcijskih modela, velik utjecaj ima vrsta podataka na raspolaganju, njihova čistoća i odabir prikladnih značajki. Kod modeliranja, veliki dio vremena se provodi upravo na tom procesu: čišćenju i odabiru podataka.

Za svrhu analize podataka se koristila Python knjižnica Pandas: alat za statističku analizu podataka dizajnirana kao zamjena za R verziju za manipulaciju podataka; sa temeljnom strukturom "Podatkovnog okvira" (eng. DataFrame), knjižnica nadopunjuje ostatak znanstvenih Python knjižnica, čineći ju dobrim kandidatom i za veće baze podataka [17].

Dobro koncipirane značajke neke pute mogu efikasnije obuhvatiti važnost informacije nego izvorne značajke [18].

Skup podataka ima puno tekstualnih podataka, što za procesiranje klasifika-

cijskoga modela predstavlja problem. Kako bi se normalizirali tekstualni podaci, primijenjeno je one-hot kodiranje, specifično na slijedećim značajkama: `COUNTRY`, `CHANNEL` te `STATUS RESERVATION`.

Vremenske značajke kao što je `VRIJEME KREIRANJA REZERVACIJE` ne daje predvidljivu vrijednost: datum, iako brojčana vrijednost, nema informacijsku vrijednost za model. Za vremenske značajke potrebno je izvest važnije vremenske značajke koje promatrane kao cjelinu opisuju početni vremensku značajku: `DAY OF THE WEEK` (dan u tjednu), `YEAR` (godina), `DAYS TO CANCELLATION` (dani to brisanja), `DAYS TO CHECKIN` (dani do prijave).

$$x_{sin} = sin\left(\frac{2\pi x}{max(x)}\right) \tag{7}$$

$$x_{cos} = cos\left(\frac{2\pi x}{max(x)}\right) \tag{8}$$

Neki od tih značajki imaju cikličku prirodu i kao takvi moraju se tretirati prikladno: najveća vrijednost se nalazi odmah pokraj najmanje vrijednosti. To se postiglo koristeći *sin* (jednadžba 7) i *cos* (jednadžba 8) jednadžbe [19]. Jednadžbe 7 i 8 pretvore vremenski podatak u koordinate kruga, koji točno prikazuje ciklički podatak.

Tablica 5: Odabrane značajke

Naziv	**Raspon (max - min)**	**Opis**
YEAR	2016 - 2018	Year when reservation was first created
NUMBER OF DAYS	1 - 640	Booked days
COUNTRY	0 - 162	Costumer home country
ROOM TYPE	0 - 75	Type of the room
DEPOSIT	0 - 143663	Amount of the deposit
ROOM NUMBER	1 - 450	Number of rooms booked
CHILDREN	0/1	Indicates if children are present
PERSONS	1 - 90	Number of persons
NIGHTS	0 - 3948	Number of booked nights
SIN/COS WEEKDAY CREATED	(-0.866) - 0.866 / (-1) - 1	Day of the week when reservation was created
SIN/COS WEEK CREATED	(-0.9995) - 0.9995 / (-1) - 1	Week of the year when reservation was created
SIN/COS MONTH CREATED	(-1) - 1 / (-1) - 1	Month of the year when reservation was created
SIN/COS WEEKDAY CONFIRMED	(-0.866) - 0.866 / (-1) - 1	Day of the week when reservation was confirmed
SIN/COS WEEK CONFIRMED	(-0.9995) - 0.9995 / (-1) - 1	Week of the year when reservation was confirmed
SIN/COS MONTH CONFIRMED	(-1) - 1 / (-1) - 1	Month of the year when reservation was confirmed
SIN/COS WEEKDAY CHECK IN	(-0.866) - 0.866 / (-1) - 1	Day of the week of check in date
SIN/COS WEEK CHECK IN	(-0.9995) - 0.9995 / (-1) - 1	Week of the year of check in date
SIN/COS MONTH CHECK IN	(-1) - 1 / (-1) - 1	Month of the year of check in date
SIN/COS WEEKDAY CHECK OUT	(-0.866) - 0.866 / (-1) - 1	Day of the week of check out date
SIN/COS WEEK CHECK OUT	(-0.9995) - 0.9995 / (-1) - 1	Week of the year of check out date
SIN/COS MONTH CHECK OUT	(-1) - 1 / (-1) - 1	Month of the year of check out date
CHANNEL	0 - 8	Method of reservation
RESERVATION STATUS	0 -10	Reservation status
DAYS TO CHECK IN	0 - 1224	Number of days between created reservation date and check in date

6. Optimizacija i testiranje

Rezultat obrade značajki i proces čišćenja skupa podataka su tri različite vrste ciljne značajke. U ovom poglavlju se testira svaki skup podataka kako bi se odabralo najprikladniji. Nakon toga se prolazi kroz proces optimizacije modela: mrežna metoda te Bayesova optimizacijska metoda.

6.1. Testiranje skupa podataka

Ciljne značajke se razlikuju po slijedećim aspektima:

- Binarni izlaz: dvije izlazne klase gdje jedinica označava *brisano* a nula *ne obrisano*.
- Kategorički izlaz prve vrste **CAT CH**: izlaz je podijeljen u 8 kategorija temeljene na broj dana između stvaranje rezervacije i prijave u hotel.
- Kategorički izlaz druge vrste **CAT RES**: izlaz je podijeljen u 7 kategorija temeljene na broj dana između kreiranja rezervacije i datuma brisanja rezervacije (gdje nulta kategorija označava ne obrisane rezervacije).

Testiranje se provelo na dva različita seta parametra. Pošto su izlazi kategoričke vrste, potrebne su i agregacijske metode kako bi se doveo rezultat na binarinu predikciju.
Set parametra su:

- Set parametra **A**: stopa učenja (eng. learning rate) 0.2; veličina stabla (eng. number of estimators) 200; maksimalna dubina (eng. maximum depth) 2.
- Set parametra **B**: stopa učenja (eng. learning rate) 0.01; veličina stabla (eng. number of estimators) 1000; maksimalna dubina (eng. maximum depth) 4.

te agregacijske metode:

- Agregacijska metoda **50%**: prag od 50%, gdje rezultati ispod praga znače da rezervacija *nije obrisana*.
- Agregacijska metoda **binarna**: nulta kategorija označava da rezervacija *nije obrisana*, dok sve druge označavaju da je rezervacija *obrisana*.

Iz Tablice 6 se vidi da skup podataka sa kategoričkim izlazima, temeljeni na broj dana između kreiranja rezervacije i datuma brisanja iste (CAT RES), skupa sa binarnom agregacijskom metodom (binary) te set parametra sa nižim vrijednostima (A), daju najbolji rezultat. Kao takav, taj skup podataka se koristio za sva slijedeća treniranja i testiranja.

Tablica 6: Testiranje skup podataka

Parametri	**Ciljani izlaz**	**Agregacija**	**F1-score**
A	binary	None	0.77
B	binary	None	0.78
A	`CAT CH`	50%	0.75
A	`CAT CH`	binary	0.74
A	`CAT RES`	50%	0.72
A	`CAT RES`	binary	0.83
B	`CAT CH`	50%	0.77
B	`CAT CH`	binary	0.74
B	`CAT RES`	50%	0.72
B	`CAT RES`	binary	0.66

6.2. Optimizacija parametra

Algoritmi strojnog učenja i dubokog učenja su definirani po temeljnim parametrima i hiper-parametrima (dalje parametri). Temeljni parametri se mogu definirati direktno iz početne strukture algoritma, ali parametri su višeg nivoa te se moraju odrediti i optimizirati prije početka treniranja jer mogu drastično utjecati na efikasnost algoritma [11].

Postoje razni algoritmi za traženje optimalnih vrijednosti parametra; za algoritam XGBoostinga se koristila izravna metoda pretrage: mrežno pretraživanje (eng. grid search). Metoda prolazi kroz sve kombinacije predefiniranih vektora mogućih vrijednosti, te kombinacija sa najboljim rezultatom se smatra optimalnim rješenjem. Negativna strana ove meotode je što brzina izvođenja ovisi o veličini skupa podataka i algoritma nad kojem se aplicira.

Za algoritam XGBoosting-a se odabralo tri parametra za koje se smatra da utječu na kvalitetu modela i brzinu treniranja istog: stopa učenja (eng. learning rate), broj procjenitelja (eng. number of estimators) i dubina stabla (eng. tree depth). Stopa učenja je vrijednost doprinosa funkciji gubitka nakon svake iteracije; broj procjenitelja predstavlja broj stabala u strukturi, odnosno veličina završnog stabla. Za veće količine podataka se preporuča imati manji broj procjenitelja pošto veći broj ulazi u problem pre-treniranja [11]. Prema tome, korelacija između veličine stabla i dubine stabla je definirana prema slijedećoj formuli:

$$J \leq 2^D \tag{9}$$

Gdje J označava veličinu stabla te D maksimalnu dubinu stabla [11].

Mrežno pretraživanje se izvelo nad sveukupnim skupom podataka te validirano sa 10-strukom unakrsnom metodom. U tablici 7 su prikazane provjerene vrijednosti parametra: veza između veličine stabla i dubine stabla je u skladu sa jednadžbom (9).

Tablica 7: Grid search - distribucije

Parametar	**Vrijednosti**
Learning rate	[0.05, 0.1, 0.15]
Number of estimators	[100, 200, 300]
Maximum tree depth	[3, 5, 7, 9]

Tablica 8 prikazuje najbolje rezultate pretrage. Rezultati pokazuju da kombinacija parametra [Stopa učenja, veličina stabla, dubina stabla]=[0.15, 300, 9] daje najbolji rezultat.

Tablica 8: Grid search - rezultati

Veličina stabla	**Dubina stabla**	**Stopa učenja**	**F1-score**
100	3	[0.05, 0.1, 0.15]	0.711 ± 0.037
200	3	[0.05, 0.1, 0.15]	0.776 ± 0.056
300	3	[0.05, 0.1, 0.15]	0.810 ± 0.044
100	5	[0.05, 0.1, 0.15]	0.806 ± 0.052
200	5	[0.05, 0.1, 0.15]	0.861 ± 0.029
300	5	[0.05, 0.1, 0.15]	0.882 ± 0.018
100	7	[0.05, 0.1, 0.15]	0.857 ± 0.041
200	7	[0.05, 0.1, 0.15]	0.898 ± 0.015
300	7	[0.05, 0.1, 0.15]	0.910 ± 0.012
100	9	[0.05, 0.1, 0.15]	0.889 ± 0.025
200	9	[0.05, 0.1, 0.15]	0.916 ± 0.012
300	9	[0.05]	0.912
300	9	[0.1]	0.928
300	**9**	**[0.15]**	**0.935**

Druga metoda za optimizaciju parametra je Bayesova optimizacijska metoda. Ova metoda se koristila za optimizaciju modela dubinskog učenja DNN. Za razliku od mrežne metode, Bayesova metoda radi na način da vrijednosti parametra imaju Gaussianovu razdiobu, te se kreće po razdiobi dok ne pronađe optimalnu kombinaciju [20].

Kao što ime sugerira, Bayesova optimizacijska metoda se temelji na Bayesovom teoremu vjerojatnosti: vjerojatnost modela (M) prema danim dokazima (E) je proporcionalno vjerojatnosti E prema M pomnoženoj sa 'prior' vjerojatnosti od M [21]:

$$P(M|E) \propto P(E|M)P(M) \tag{10}$$

Kod optimizacijske primjene, 'prior' označava vjerovanje o mogućim vrijednostima za parametre. Bayesova metoda je različita od ostalih metoda jer napravi model vjerojatnosti od ulazne funkcije, te koristi taj model kako bi odredila gdje se slijedeće pomaknuti na razdiobi vrijednosti parametra [20].

Kod mrežne metode je potrebno odrediti vektore vrijednosti kako bi algoritam odradio sve kombinacije, dok kod Bayesove metode je potrebno odrediti samo minimum i maksimum vrijednosti za svaki parametar.

Za DNN model se odabralo četiri parametra za optimizaciju: stopa učenja (eng. Learning rate), stopa izbačaja podataka (eng. Dropout rate), broj razdoblja (eng. Epochs) te veličina hrpe (eng. Batch size). U Tablici 9 su prikazane odabrane granice razdiobe za optimizaciju.

Tablica 9: Bayesova optimizacija - početne vrijednosti

Parametar	**Vrijednosti**
Learning rate	(1e-9, 1e-4)
Dropout rate	(0.1, 0.3)
Epochs	(5, 30)
Batch size	(60, 120)

Kod Bayesove optimizacije dva parametra su značajna: broj optimizacija, odnosno koliki broj puta će se algoritam pomicati po modelu vjerojatnosti te broj nasumičnih istraživanja unutar ponuđenih granica. U svrhu ovog testa, oba parametra su postavljena na 15. Test je odrađen na 20% skupa podataka, od kojih 20% je odvojeno za validaciju.

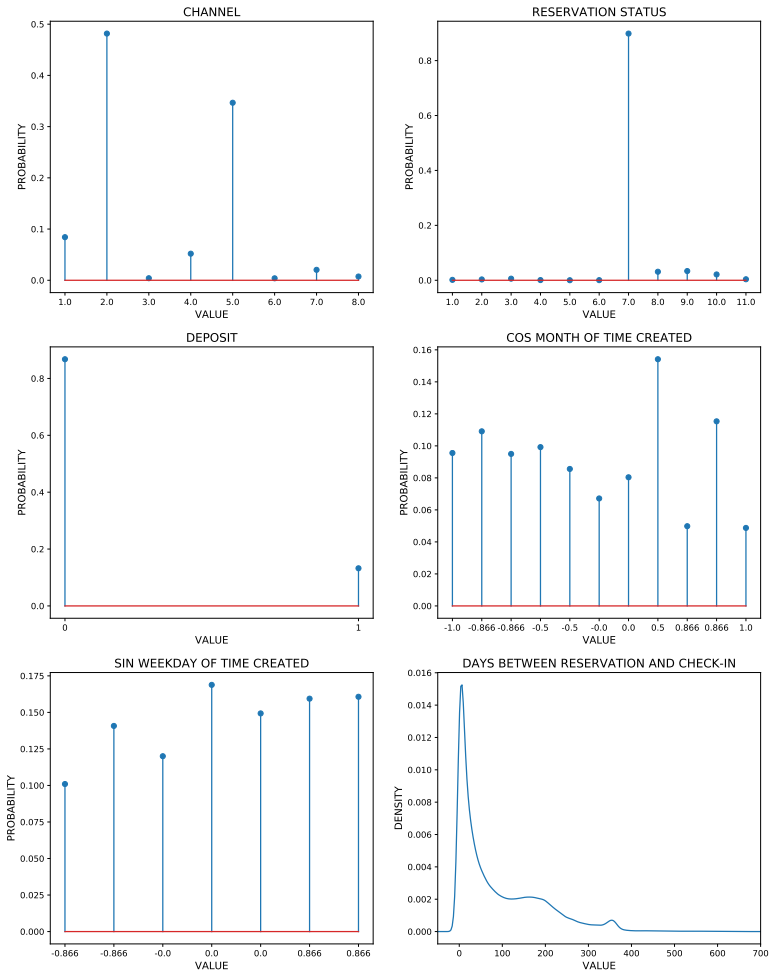
Tablica 10: Bayesova optimizacija - optimizirane vrijednosti

Parametar	**Vrijednosti**
Learning rate	1e-8
Dropout rate	0.14
Epochs	6
Batch size	80
Accuracy	**0.7531**

6.3. Važnost značajki

Kod treniranje modela, značajke imaju različite utjecaje na rezultat: jedna značajka može više utjecati na način da njegova promjena u vrijednosti odlučuje u krajnjem rezultatu. Algoritam XGBoost dopušta izvuči vrijednost važnosti svake značajke. Na Slici 7 je prikazana distribucija vjerojatnosti od šest značajki koje najviše utječu na model. Važnost značajki pomaže u donošenju odluka u stvarnim okolnostima: značajke u modelu predstavljaju opis jednog događaja; prema tome ako jedna značajka ima veći utjecaj na rezultat modela, također može imati veći utjecaj na ishod događaja u stvarnim okolnostima.

Kao što je dokazao Leeuwen [5], značajka kanala je među najvažnijima u modelu: to pokazuje da odabir kanala za rezervaciju ima veći utjecaj na ishod brisanja rezervacije. Također imaju veliku važnost vremenske značajke: vrijeme kreiranja rezervacije i broj dana između rezervacije i datuma prijave. To pokazuje da osim kanala, veliki utjecaj ima i odabir vremena rezervacije.



Slika 7: Distribucija vjerojatnosti od šest najvažnijih značajki

Zaključak

U ovom završnom radu se koncentriralo na proces korištenja metoda strojnog i dubinskog učenja, iako se u slučaju XGBoost-a dosegla preciznost preko 90% u prognoziranju otkazivanja rezervacija. Algoritam XGBoost je dao bolje rezultate u odnosu na gustu neuronsku mrežu (DNN), prvenstveno radi nedostatka procesorske snage za optimizaciju i treniranje kompleksnije mreže. Unatoč tome, XGBoost je dobar odabir za klasifikacijske probleme, zbog svoje brzine treniranja, dotreniravanja i mogućnosti paralelizacije procesa.

Kategorizacija ciljne značajke (iz dvoklasne značajke u sedmero klasnu značajku) pokazalo se kao bolje rješenje od binarne klasifikacije jer omogućuje bolju podjelu otkazanih rezervacija i brže dotreniravanje modela: treniranje se može izvesti samo za određenu klasu umjesto za cijeli skup podataka.

Važan korak kreiranja modela je optimizacija parametra zbog velikog utjecaja na sveukupni rezultat: ne optimizirani model je sklon pre-treniranju ili pod-treniranju. Bayesova metoda optimizacije je zbog svoje osobnosti pretraživanja temeljenom na modelu vjerojatnosti bolja od mrežne metode koja ovisi o vektorskim izborima odabranih sa strane stvaratelja modela i optimizacije. U ovom radu, odabir značajki izvelo se na vizualan i analitički način; buduće bi izvedbe obuhvatile naprednije načine selekcije značajki: Challita, Khalil i Beauseroy [22] predlažu metodu strojnog i dubinskog učenja, temeljenoj na težinskim faktorima koja efikasno odabere najvažnije značajke kao ulaz modela. Dodatan korak bi obuhvaćao korištenje boljeg algoritma parametarske optimizacije te razvoj i pokretanje modela u radom okruženju.

Literatura

[1] S. E. Kimes, "The future of hotel revenue management," *Journal of Revenue and Pricing Management*, vol. 10, no. 1, pp. 62–72, 2011.

[2] M. Falk and M. Vieru, "Modelling the cancellation behaviour of hotel guests," *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, vol. 30, no. 10, pp. 3100–3116, 2018.

[3] H.-c. Huang, A. Y. Chang, and C.-c. Ho, "Using Artificial Neural Networks to Establish a Customer-cancellation Prediction Model," no. 1, pp. 178–180, 2013.

[4] N. Antonio, A. De Almeida, and L. Nunes, "Predicting hotel bookings cancellation with a machine learning classification model," *Proceedings - 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1049–1054, 2017.

[5] R. van Leeuwen, G. Koole, and D. Hopman, "Cancellation Predictor for Revenue Management applied in the hospitality industry," 2018.

[6] D. R. Morales and J. Wang, "Passenger Name Record Data Mining Based Cancellation Forecasting for Revenue Management," *Innovative Applications of OR*, vol. 202, pp. 554–562, 2008.

[7] N. Antonio, A. De Almeida, and L. Nunes, "Predicting hotel booking cancellations to decrease uncertainty and increase revenue," *Tourism & Management Studies*, vol. 13, no. 2, pp. 25–39, 2017.

[8] N. Antonio, A. De Almeida, and L. Nunes, "Big Data in Hotel Revenue Management: Exploring Cancellation Drivers to Gain Insights Into Booking Cancellation Behavior," *Cornell Hospitality Quarterly*, 2019.

[9] J. Sokel, R. Liew, and M. J. Alford, "System and methods for synchronizing passenger name record data," 2002.

[10] A. Gupta, K. Gusain, and B. Popli, "Verifying the Value and Veracity of eXtreme Gradient Boosted Decision Trees on a Variety of Datasets," 2015.

[11] Y. Xia, C. Liu, and Y. Li, "A boosted decision tree approach using Bayesian hyper-parameter optimization for credit scoring," *Expert Systems with Applications*, 2017.

[12] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost: A Scalabale Tree Boosting System," *The Journal of the Association of Physcians of India*, pp. 785–794, 1994.

[13] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Tihirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot, and E. Duchesnay, "Scikit-learn: Machine Learning in Python," *Psychological Science*, pp. 1682–1690, 2011.

[14] D. Yu and D. Li, "Deep Learning and Its Applications to Signal and Information Processing," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 145–150, 2011.

[15] R. Hecht-Nielsen, "Theory of the Backpropagation Neural Network," *Neural Networks for Perception*, pp. 65–93, 1992.

[16] P. Farré, A. Heurteau, O. Cuvier, and E. Emberly, "Dense neural networks for predicting chromatin conformation," *BMC Bioinformatics*, 2018.

[17] W. McKinney, "pandas: a Foundational Python Library for Data Analysis and Statistics," *Pyhton for High Performance and Scientific Computing*, 2011.

[18] J. Howbert, *Introduction to Machine Learning*. University of Washington Bothell, 2012.

[19] D. Chakraborty and H. Elzarka, "Advanced machine learning techniques for building performance simulation: a comparative analysis," *Journal of Building Performance Simulation*, pp. 193–207, 2018.

[20] J. Snoek, H. Larochelle, and P. R. Adams, "Practical Bayesian Optimization of Machine Learning Algorithms," *The Lancent Public Health*, 2017.

[21] E. Brochu, M. V. Cora, and N. de Freitas, "A Tutorial on Bayesian Optimization of Expensive Cost Functions, with Application to Active User Modeling and Hierarchical Reinforcement Learning," 2010.

[22] N. Challita, M. Khalil, and P. Beauseroy, "New feature selection method based on neural network and machine learning," *2016 IEEE International Multidisciplinary Conference on Engineering Technology, IMCET 2016*, pp. 81–85, 2016.