

RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE Datorzinātnes un informācijas tehnoloģijas fakultāte

Praktiskais darbs
 mācību priekšmetā
 "Mākslīga intelekta pamati"

Izstrādāja: Mareks Beinarovičs

St. apl. Nr. 211RDB448

Saite uz visiem failiem: https://github.com/KaraSwag69/2.praktiskais darbs Al

Saturs

| Darba uzdevums | 3 |
|--|----|
| I. daļa - Datu pirmapstrāde/izpēte | |
| Atlasītā datu kopa | |
| Datu kopa kategorijas | 6 |
| Visas izvēlētās datu bāzes kategorijas | 6 |
| Datu kopas vizuālais attēlojums un statistiskie rādītāji | 10 |
| l daļas atbildes un secinājumi | 14 |
| II daļa — Nepārraudzītā mašīnmācīšanās | 16 |
| Nepārraudzītās mašīnmācīšanās algoritmi | 17 |
| Hierarhiskās klasterizācijas algoritma eksperimenti | 19 |
| K-vidējo algoritma Silhouette Score | 20 |
| II daļas secinājumi | 20 |
| III daļa — Pārraudzītā mašīnmācīšanās | 21 |
| Pārraudzītās mašīnmācīšanās algoritmi | 22 |
| Eksperimenti | 24 |
| Apmācītu modeļu salīdzinājums pēc algoritmu veiktspējas | 27 |
| Secinājumi | 28 |
| Avoti | 29 |

Darba uzdevums

Šī darba izpildei studentiem ir nepieciešams izvēlēties datu kopu un izmantot tās apstrādei pārraudzītās un nepārraudzītās mašīnmācīšanās algoritmus. Darba mērķis ir attīstīt studentu prasmes izmantot mašīnmācīšanās algoritmus un analizēt iegūtos rezultātus. Šī darba galarezultāts ir studenta sagatavotā atskaite par darba izpildi.

Darba izstrādei studentiem ir ieteicams izmantot Orange rīks. Tā lietotāja pamācība ir pieejama e-studiju kursa sadala "Praktiskie darbi". Darba izpildes kontekstā īpaši vērtīgi ir šādi Orange logrīki: File, Data table, Data Sampler, Bar Plot, Scatter plot, Feature Statistics, Distributions, Test and Score, Predictions, Confusion matrix, Silhouette plot, Roc analysis, kā arī dažādu mašīnmācīšanās algoritmu logrīki. Tajā pašā laikā students var izvēlēties izpildīt darbu Python valodā. Tomēr tālākais uzdevuma apraksts pamatā attiecas uz rīku Orange, bet tās pašas prasības tiek piemērotas, ja students izmanto Python valodu.

Ir jāņem vērā, ka darba izpildes nolūkam studentiem, iespējams, būs nepieciešams patstāvīgi meklēt un pētīt papildu informācijas avotus, lai atbildētu uz šī darba jautājumiem vai sniegtu iegūto rezultātu analīzi un interpretāciju. Lai atrastu datu kopu darba izpildei, studenti var izmantot šādas plaši zināmās krātuves:

- UC Irvine Machine Learning Repository https://archive.ics.uci.edu/ml/index.php
- R Datasets on Github https://vincentarelbundock.github.io/Rdatasets/
- Kaggle Datasets https://www.kaggle.com/datasets
- Awesome Lists: Public Datasets https://github.com/caesar0301/awesome-public-datasets
- Yahoo! Webscope Datasets https://webscope.sandbox.yahoo.com/?guccounter=1
- Reddit: https://www.reddit.com/r/datasets

Izvēloties datu kopu, studentiem ir jāņem vērā šādi aspekti:

- ir jāizvēlas datu kopa, kas ir piemērota klasifikācijas uzdevumam. Students nedrīkst izvēlēties Iris ziedu (Iris data set) vai Pingvīnu (Palmer Archipelago (Antarctica) penguin data) datu kopas. Turklāt ir jāpiedomā pie klasifikācijas jēgpilnuma, piemēram, klasificēt kontinentus pēc Covid-19 gadījumiem ir bezjēdzīgi, jo, pirmkārt, ir tikai 6 kontinenti un jaunie drīz vai tuvākajā laikā parādīsies un, otrkārt, Covid-19 gadījumu skaits nav kontinentu raksturojošā īpašība;
 - ir vēlams izvēlēties datu kopu, kas jau ir dota .csv datu faila formātā;
- datu kopai ir jābūt labi dokumentētai (ir jābūt pieejamai informācija par datu kopas izveidotāju, laiku, kad tā tika izveidota, un datu avotu);
 - datu kopai ir jābūt saprātīga izmēra (vismaz 200 datu objekti);
- datu kopai ir jābūt detalizētam aprakstam par datu kopā esošajām datu pazīmēm (atribūtiem) un to nozīmi;
 - datu pazīmju (atribūtu) skaitam ir jābūt diapazonā no 5 līdz 15;
 - datu kopai ir jāsatur klašu iezīmes;
- studentiem ir jāizvairās no datu kopām, kurās ir daudz Būla tipa (patiess/nepatiess, 1/0 utt.) vai kategoriskā tipa pazīmju (atribūtu) vērtību. Ir vēlams izmantot datu kopas, kurās lielākā daļa no pazīmēm ir atspoguļota ar nepārtrauktām pazīmju vērtībām;
- studentiem ir jāizvairās no datu kopām, kurās klašu iezīmes nav dotas (piemēram, teksta korpusiem un neapstrādātiem attēliem).

I. daļa - Datu pirmapstrāde/izpēte

Lai izpildītu šī darba daļu, studentiem ir jāveic šādas darbības:

- 1. Ir jāizvēlas un jāapraksta datu kopa, pamatojoties uz informāciju, kas sniegta krātuvē, kurā datu kopa ir pieejama.
- 2. Ja no krātuves iegūtā datu kopa nav formātā, ar kuru ir viegli strādāt (piemēram, komatatdalītās vērtības vai .csv fails), ir jāveic tās transformācija vajadzīgajā formātā.
- 3. Ja kādu pazīmju (atribūtu) vērtības ir tekstveida vērtības (piemēram, yes/no, positive/neutral/negative, u.c.), tās ir jātransformē skaitliskās vērtībās.
- 4. Ja kādiem datu objektiem trūkst atsevišķu pazīmju (atribūtu) vērtības, ir jāatrod veids, kā tās iegūt, studējot papildu informācijas avotus.
- 5. Ir jāatspoguļo datu kopa vizuāli un jāaprēķina statistiskie rādītāji:
 - ir jāizveido vismaz divas 2- vai 3-dimensiju izkliedes diagrammas (scatter plot), kas ilustrē klases atdalāmību, balstoties uz dažādām pazīmēm (atribūtiem); studentam ir jāizvairās izmantot datu objekta ID vai klases iezīmi kā mainīgo izkliedes diagrammā;
 - ir jāizveido vismaz 2 histogrammas, kas parāda klašu atdalīšanu, pamatojoties uz interesējošām pazīmēm (atribūtiem);
 - ir jāatspoguļo 2 interesējošo pazīmju (atribūtu) sadalījums;
 - ir jāaprēķina statistiskie rādītāji (vismaz vidējās vērtības un dispersiju).

Atlasītā datu kopa

Nosaukums: Mobile Price Classification

Autors: Abhishek Sharma

Avots: www.kaggle.com/datasets/iabhishekofficial/mobile-price-classification?select=test.csv

Datu kopas autora apraksts:

Oriģinālvaloda: angļu

Bob has started his own mobile company. He wants to give tough fight to big companies like Apple,Samsung etc.

He does not know how to estimate price of mobiles his company creates. In this competitive mobile phone market you cannot simply assume things. To solve this problem he collects sales data of mobile phones of various companies.

Bob wants to find out some relation between features of a mobile phone(eg:- RAM,Internal Memory etc) and its selling price. But he is not so good at Machine Learning. So he needs your help to solve this problem.

In this problem you do not have to predict actual price but a price range indicating how high the price is.

Tulkojums latviešu valodā

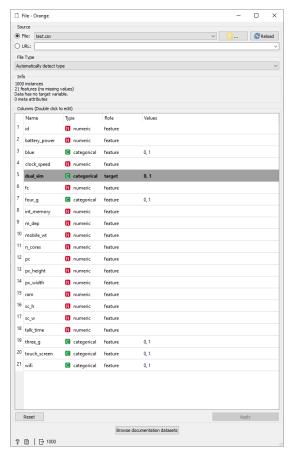
Bobs ir izveidojis savu mobilo uzņēmumu. Viņš vēlas, lai dotu grūts cīņa lieliem uzņēmumiem, piemēram, Apple, Samsung utt.

Viņš nezina, kā novērtēt mobilo sakaru cenu, ko rada viņa uzņēmums. Šajā konkurētspējīgajā mobilo tālruņu tirgū jūs nevarat vienkārši uzņemties lietas. Lai atrisinātu šo problēmu, viņš apkopo dažādu uzņēmumu mobilo tālrunu pārdošanas datus.

Bobs vēlas uzzināt kādu saistību starp mobilā tālruņa funkcijām (piemēram: RAM, iekšējā atmiņa utt.), bet viņš nav tik labs Mašīnmācībā. Tāpēc viņam ir nepieciešama jūsu palīdzība, lai atrisinātu šo problēmu.

Šajā problēmā jums nav jāparedz faktiskā cena, bet cenu diapazons, kas norāda, cik augsta ir cena.

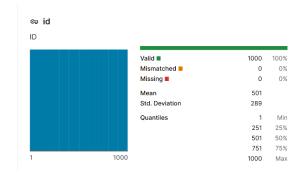
Datu kopa kategorijas



1.att Kategorijas

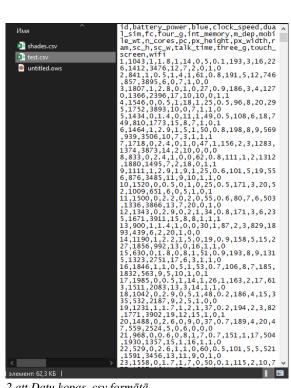
Visas izvēlētās datu bāzes kategorijas





3.att Kategorija – ID

Katra ieraksta numurs

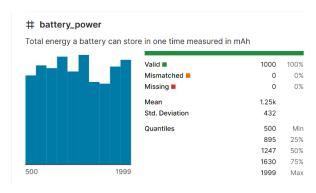


2.att Datu kopas .csv formātā

Manā izvēlētajā datu bāzē sākotnēji bija .CSV formātā.

Teksta vērtības, kas būtu jāmaina uz skaitliskām nebija, kā arī trūka vērtību

Battery power



4.att Kategorija – Battery power

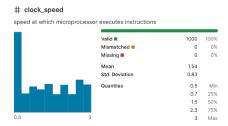
Kopējā enerģija, ko akumulators var uzglabāt vienā reizē, mērot mAh

Bluetooth



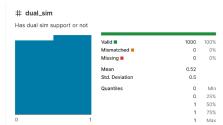
5.att Kategorija – Blue Bluetooth klātbūtne

Speed



6.att Kategorija – Clock speed Ātrums, kādā mikroprocesors izpilda instrukcijas

Dual SIM-card



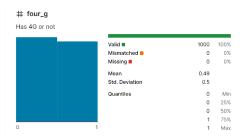
7.att Kategorija – Dual sim Dual SIM atbalsts

Front Camera



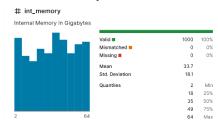
8. att Kategorija – fc Priekšējās kameras megapikseļi

4G



9.att Kategorija – fout g 4G atbalsts

Internal memory



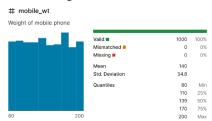
10.att Kategorija – int memory Iekšējā atmiņa gigabaitos

Mobile depth



11.att Kategorija – m dep Mobilais Dziļums cm

Mobile weight



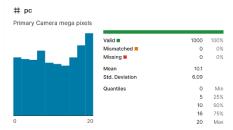
12.att Kategorija – mobile wt Mobilā tālruņa svars

Number of cores



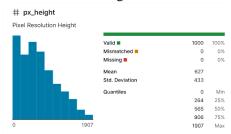
13.att Kategorija – n cores Procesora kodolu skaits

Primary camera



14.att Kategorija – pc Primārās kameras megapikseļi

Pixel resolution height



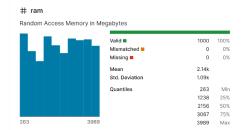
15.att Kategorija – px height Pikseļu Izšķirtspējas Augstums

Pixel resolution width



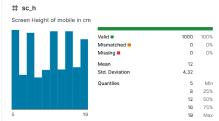
16.att Kategorija – px width Pikseļu Izšķirtspējas Platums

RAM



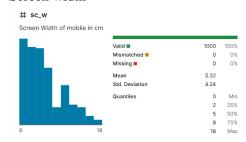
17.att Kategorija – ram RAM atmiņa megabaitos

Screen height



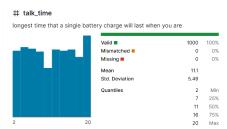
18.att Kategorija – sc h Ekrāna Augstums cm

Screen width



19.att Kategorija – sc w Ekrāna platums cm

Time of talk

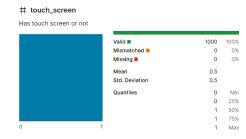


20.att Kategorija – talk time Maksimālais tālruņa lietošanas laiks sarunā ar pilnu akumulatora uzlādi

3G # three_g Has 3G or not Valid ■ 1000 100% Mismatched ■ 0 0% Missing ■ 0 0% Mean 0.76 Std. Deviation 0.43 Quantiles 0 Min 1 25% 1 50% 1 75% 0 1 1 Max

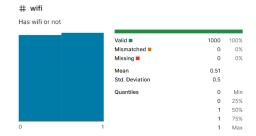
21.att Kategorija - three g 3G atbalsts

Touch screen



22.att Kategorija – touch screen Skārienekrāns klātbūtne

Wi-Fi



23.att Kategorija – wifi Wi-Fi atbalsts

| Atribūts | Paskaidrojums | Vērtību tips | Diapazons |
|---------------|--|--------------|-----------|
| id | Katra ieraksta numurs | Skaitlis | 1-1000 |
| battery_power | Kopējā enerģija, ko akumulators var uzglabāt vienā | Skaitlis | 500-1999 |
| | reizē, mērot mAh | | |
| blue | Bluetooth klātbūtne | Skaitlis | 0-1 |
| clock_speed | Ātrums, kādā mikroprocesors izpilda instrukcijas | Skaitlis | 0.5-3 |
| dual_sim | Dual SIM atbalsts | Skaitlis | 0-1 |
| fc | Priekšējās kameras megapikseļi | Skaitlis | 0-19 |
| four_g | 4G atbalsts | Skaitlis | 0-1 |
| int_memory | Iekšējā atmiņa gigabaitos | Skaitlis | 2-64 |
| m_dep | Mobilais Dziļums cm | Skaitlis | 0.1-1 |
| mobile_wt | Mobilā tālruņa svars | Skaitlis | 80-200 |
| n_cores | Procesora kodolu skaits | Skaitlis | 1-8 |
| pc | Primārās kameras megapikseļi | Skaitlis | 0-20 |
| px_height | Pikseļu Izšķirtspējas Augstums | Skaitlis | 0-1907 |
| px_width | Pikseļu Izšķirtspējas Platums | Skaitlis | 501-1998 |
| ram | RAM atmiņa megabaitos | Skaitlis | 263-3989 |
| sc_h | Ekrāna Augstums cm | Skaitlis | 5-19 |
| sc_w | Ekrāna platums cm | Skaitlis | 0-18 |
| talk_time | Maksimālais tālruņa lietošanas laiks sarunā ar pilnu | Skaitlis | 2-20 |
| | akumulatora uzlādi | | |
| three_g | 3G atbalsts | Skaitlis | 0-1 |
| touch_screen | Skārienekrāns klātbūtne | Skaitlis | 0-1 |
| wifi | Wi-Fi atbalsts | Skaitlis | 0-1 |

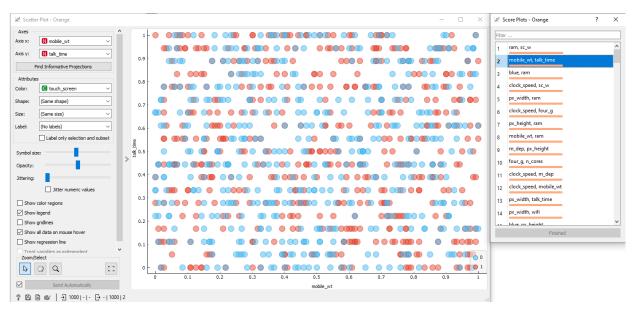
Datu kopas vizuālais attēlojums un statistiskie rādītāji

a) Izkliedes diagrammas

Kā izvēles atribūts tika izvēlēts skārienekrāna klātbūtne

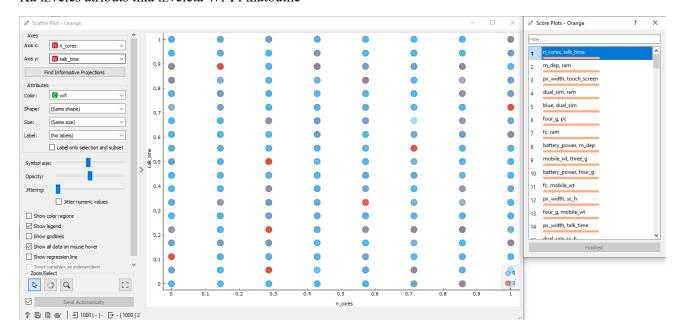


24.att Izkliedes diagramma 1

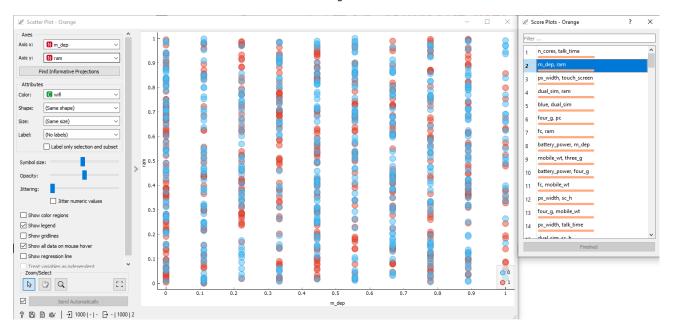


25.att Izkliedes diagramma 2

Kā izvēles atribūts tika izvēlēta Wi-Fi klātbūtne



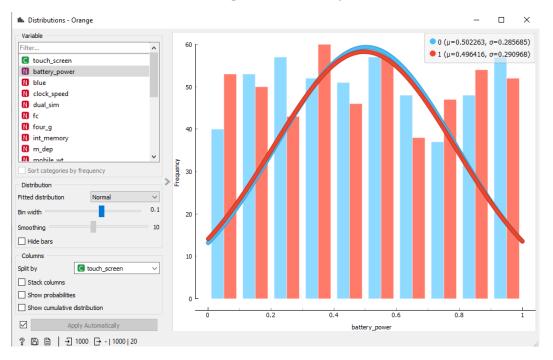
26.att Izkliedes diagramma 3



26.att Izkliedes diagramma 4

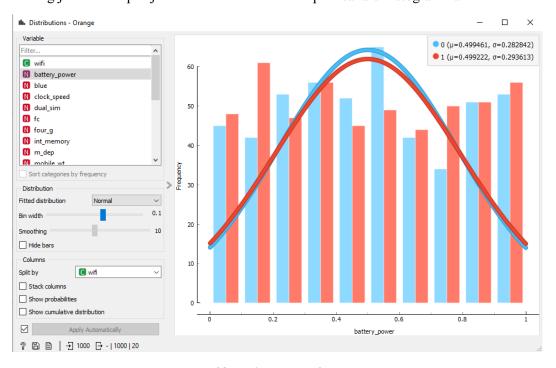
b) Histogrammas

Skārienekrāna klātbūtnes un akumulatora ietilpības sakaru histogramma



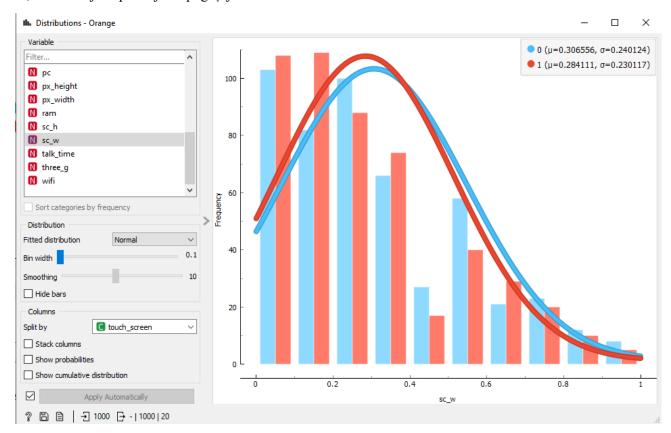
27.att Histogramma 1

Wi-Fi tehnoloģijas atbalsta pieejamība un akumulatora ietilpība sakaru histogramma



28.att Histogramma 2

c) Interesējošo pazīmju atspoguļojums

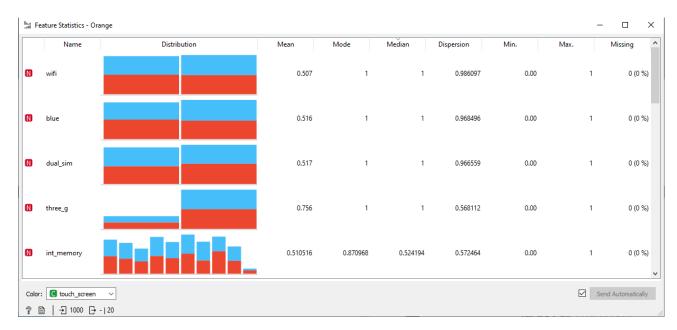


29.att Histogramma 3

d) Statistiskie rādītāji



30.att Statistiskie rādītāji 1



31.att Statistiskie rādītāji 2

I daļas atbildes un secinājumi

Vai klases datu kopā ir līdzsvarotas, vai dominē viena klase (vai vairākas klases)?

Šajā 2. klases datu bāzē: tālruņi ar un bez skārienpaliktņa. Spriežot pēc statistikas datiem, abas klases ir praktiski vienādas.

Vai datu vizuālais atspoguļojums ļauj redzēt datu struktūru?

Šīs datu kopas vizuālais atspoguļojums neļauj normāli redzēt datu struktūru, jo divu klašu dati Izkliedes diagrammā (att.24-att.26) sajaucas viens ar otru. Nav atkarības, pēc kuras varētu definēt datu struktūru. Arī histogrammā var redzēt, ka nevienai klasei nav pārsvara.

Cik datu grupējums ir iespējams identificēt, pētot datu vizuālo atspoguļojumu?

Šīs bāzes vizuālais attēlojums liek domāt, ka dati tiek sadalīti gandrīz vienmērīgi. Diagrammas arī parāda, ka dati tiek sakārtoti pēc konkrētas skaitliskas vērtības, veidojot sava veida datu grupas

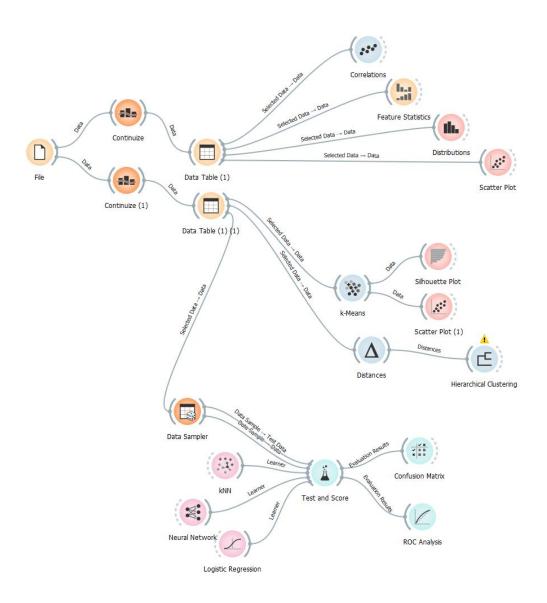
Vai identificētie datu grupējumi atrodas tuvu viens otram vai tālu viens no otra?

Identificētās datu grupas atrodas vienmērīgā attālumā viena no otras, tomēr pašas grupas dati nav vienmērīgi sadalīti

Secinājumi, kas izriet no statistisko rādītāju (vidējo vērtību un dispersijas vērtību) analīzes

Statistika liecina, ka maksimālā dispersija tālruņos, kas atbalsta 4G tehnoloģiju, kas nozīmē, ka tieši šis parametrs ir haotiskāks. Nav svarīgi, kuras opcijas ir ieslēgtas vai izslēgtas - 4G tehnoloģijas klātbūtne tālrunī nav atkarīga no citām tālruņa specifikācijām.

Mediānas maksimālā vērtība tādos atribūtos kā wi-Fi, bluetooth, dual-sim, 3G. tā kā manas vērtības ir normalizētas no 0 līdz 1, tas nozīmē, ka šo atribūtu klātbūtne ir biežāka nekā nav.



32.att Orange modelis

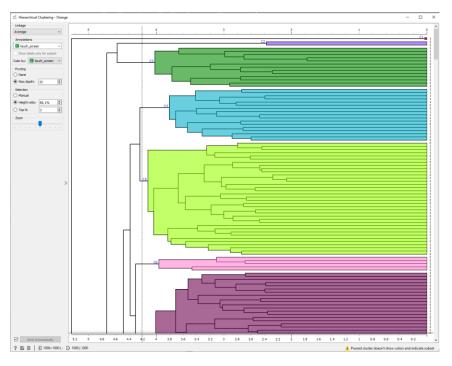
II daļa - Nepārraudzītā mašīnmācīšanās

Šajā darba daļā studenti veiks iepriekš izvēlētās datu kopas klasterizāciju. Darba I daļa sniedza studentiem izpratni par to, kādas pazīmes (atribūti) un klases ir datu kopā un cik labi datu objekti sadalās klasēs. Šīs darba daļas mērķis ir, izmantojot klasterizācijas metodes, vēl vairāk izpētīt datu kopu, lai noskaidrotu, vai iepriekš izdarītie secinājumi par datu kopas struktūru ir spēkā.

Lai izpildītu šo darba daļu, studentiem ir jāveic šādas darbības:

- 1. Jāpielieto divi studiju kursā apskatītie nepārraudzītās mašīnmācīšanās algoritmi: (1) hierarhiskā klasterizācija un (2) K-vidējo algoritms.
- 2. Hierarhiskās klasterizācijas algoritmam ir jāveic vismaz 3 eksperimenti, brīvi pārvietojot atdalošo līniju un analizējot, kā mainās klasteru skaits un saturs;
- 3. K-vidējo algoritmam ir jāaprēķina Silhouette Score vismaz 5 dažādām k vērtībām, un jāanalizē algoritma darbība.

Nepārraudzītās mašīnmācīšanās algoritmi



33.att Hierarhiskā klasterizācija 1

Orange rīkā pieejamie hiperparametri

Linkage - Logrīks atbalsta šādus attālumu mērīšanas veidus starp kopām:

- Single aprēķina attālumu starp abu kopu tuvākajiem elementiem.
- Average aprēķina vidējo attālumu starp abu kopu elementiem.
- Weighted izmanto WPGMA metodi.
- Complete aprēķina attālumu starp klasteru visattālākajiem elementiem.
- **Ward** aprēķina kvadrātu kļūdas summas pieaugumu. Citiem vārdiem sakot, palātas minimālās dispersijas kritērijs samazina kopējo klasteru dispersiju.

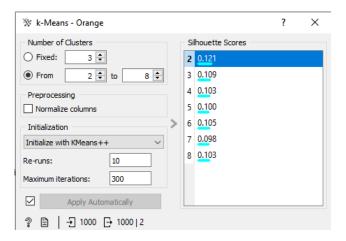
Annotations - Dendrogrammas mezglu etiķetes var izvēlēties Anotācijas lodziņā.

Pruning - Atzarošanas lodziņā var apgriezt milzīgas dendrogrammas, izvēloties maksimālo dendrogrammas dziļumu. Tas ietekmē tikai displeju, nevis faktisko kopu veidošanu. (**Max depth** vai **None**).

Selection - Logrīks piedāvā trīs dažādas atlases metodes:

- Manual Noklikšķinot dendrogrammas iekšpusē, tiks atlasīts klasteris. Vairākas kopas var izvēlēties, turot Ctrl / Cmd. Katrs atlasītais klasteris tiek parādīts citā krāsā un tiek uzskatīts par atsevišķu kopu izvadē.
- **Height ratio** Noklikšķinot uz dendrogrammas apakšējā vai augšējā lineāla, grafikā tiek ievietota griezuma līnija. Tiek atlasīti vienumi pa labi no līnijas.
 - Top N Atlasa augšējo mezglu skaitu.

Zoom - Izmantojiet tālummaiņu un ritiniet, lai tuvinātu vai tālinātu.



34.att K-vidējo algoritms 1

Orange rīkā pieejamie hiperparametri

Number of Clusters - Izvēlieties kopu skaitu

- **Fixed** algoritms klasteru datus uz noteiktu skaitu klasteru.
- From X to Y logrīks parāda klasterizācijas rādītājus izvēlētajam klasteru diapazonam, izmantojot Silhouette score.

Preprocessing (Normalize columns) - Ja opcija ir atlasīta, kolonnas tiek normalizētas (Vidējais centrēts uz 0 un standartnovirze mērogots līdz 1).

Initialization - Inicializācijas metode (veids, kā algoritms sāk klasterizāciju)

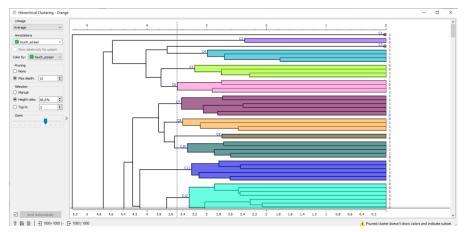
- Initialize with Kmeans++ pirmais Centrs tiek izvēlēts nejauši, pēc tam tiek izvēlēti no atlikušajiem punktiem ar varbūtību, kas ir proporcionāla attālumam kvadrātā no tuvākā centra
- Random initialization klasteri vispirms tiek piešķirti nejauši un pēc tam atjaunināti ar turpmākām iterācijām

Re-runs - cik reizes algoritms tiek palaists no nejaušām sākotnējām pozīcijām; tiks izmantots rezultāts ar zemāko kvadrātu kopu summu.

Maximum iterations - maksimālo atkārtojumu skaitu katrā algoritma izpildē

Silhouette Scores - kontrastē vidējo attālumu līdz elementiem tajā pašā klasterī ar vidējo attālumu līdz elementiem citās kopās.

Hierarhiskās klasterizācijas algoritma eksperimenti

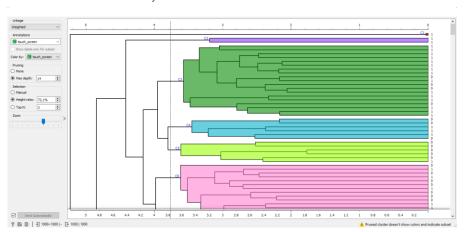


Linage: Average

Max Depth: 15

Height ratio: 66,6%

35.att Hierarhiskā klasterizācija 2

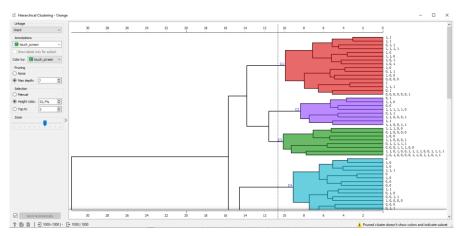


Linage: Weighted

Max Depth: 14

Height ratio: 72,1%

36.att Hierarhiskā klasterizācija 3



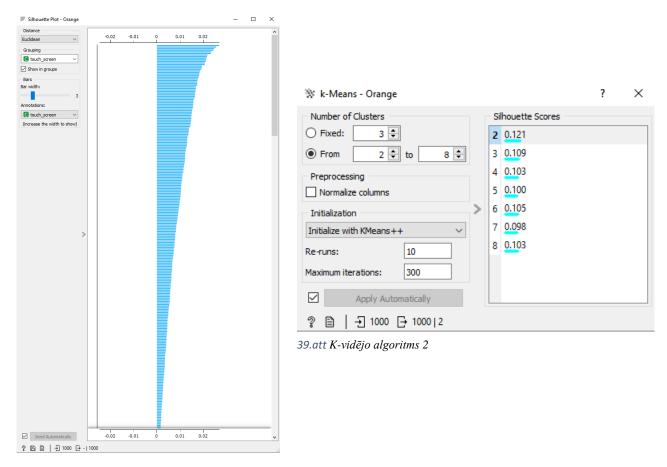
Linage: Ward

Max Depth: 7

Height ratio: 33,7%

37.att Hierarhiskā klasterizācija 4

K-vidējo algoritma Silhouette Score



38.att Silhouette Score

Kaminsa algoritmam (att.38) tika izvēlēts diapazons no 2 līdz 8. Labākais rezultāts bija 1 klasteris ar augstāko vērtību (0,121). Rezultāti tiek parādīti, izmantojot Silhouette Plot rīku.

II daļas secinājumi

Pamatojoties uz darba otrās daļas rezultātiem, es saņēmu ne pārāk labus datus. Nekontrolēta mašīnmācīšanās darbojas ātri, bet dod neprecīzu rezultātu. Šīs darba daļas rezultātā man šķita, ka šie algoritmi nav piemēroti precīzākām darbībām ar datu apjomu profesionālā līmenī.

III daļa - Pārraudzītā mašīnmācīšanās

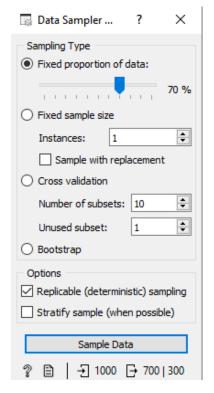
Šajā darba daļā studentiem ir jāpielieto vismaz 3 klasifikācijas algoritmi iepriekš izvēlētajai datu kopai. Viens no algoritmiem, kura izmantošana ir obligāta, ir mākslīgie neironu tīkli. Divus citus algoritmus studenti var brīvi izvēlēties.

Lai izpildītu šo darba daļu, studentiem ir jāveic šādas darbības:

- 1. Ir jāizvēlas vismaz divi pārraudzītās mašīnmācīšanās algoritmi, kas ir paredzēti klasifikācijas uzdevumam. Studenti drīkst izmantot studiju kursā aplūkotos algoritmus vai arī jebkurus citus algoritmus, kuri ir paredzēti klasifikācijas uzdevumam.
 - 2. Ir jāsadala datu kopa apmācību un testa datu kopās.
- 3. Katram algoritmam, lietojot apmācību datu kopu, ir jāveic vismaz 3 eksperimenti, mainot algoritma hiperparametru vērtības un analizējot algoritmu veiktspējas metrikas;
 - 4. Katram algoritmam ir jāizvēlas tas apmācītais modelis, kas nodrošina labāko algoritma veiktspēju;
 - 5. Katra algoritma apmācītais modelis ir jāpielieto testa datu kopai.
 - 6. Ir jānovērtē un jāsalīdzina apmācīto modeļu veiktspēja.

Pārraudzītās mašīnmācīšanās algoritmi

Tika izvēlēti kNN algoritmi un loģistiskā regresija, kā arī obligātais algoritms mākslīgie neironu tīkli.



40.att Data Sampler

kNN algoritms

K-tuvāko kaimiņu algoritms (kNN) ir viens no vienkāršajiem mašīnmācīšanās algoritmiem, ko izmanto klasifikācijai un regresijai. Tas balstās uz objektu tuvuma principu daudzdimensionālā datu telpā.

KNN algoritmu ir viegli ieviest, un tam ir vairākas priekšrocības, piemēram, nav datu priekšapstrādes vai modeļa apmācības prasības. Tomēr tam ir arī daži trūkumi, tostarp augsta skaitļošanas sarežģītība

Es izvēlējos kNN algoritmu, jo mēs to pētījām lekcijās un tas man ir vairāk pazīstams nekā pārējie. Arī tāpēc, ka tas ir viegli saprotams algoritms un elastīgs un var pielāgoties dažāda veida uzdevumiem.

kNN hiperparametri

Number of neighbors – lestatiet tuvāko kaimiņu skaitu. un svarus kā modeļa kritērijus

Metric - attāluma parametrs.

- **Euclidian** "taisna līnija", attālums starp diviem punktiem.
- Manhattan visu atribūtu absolūto atšķirību summa.
- Chebyshev lielākā no absolūtajām atšķirībām starp atribūtiem.
- Mahalanobis attālums starp punktu un sadalījumu.

Weight - modeļa kritēriji

- Uniform visi punkti katrā apkārtnē tiek svērti vienādi.
- Distance vaicājuma punkta tuvākiem kaimiņiem ir lielāka ietekme nekā kaimiņiem tālāk.

Loģistiskā regresija

Loģiskā regresija ir mašīnmācīšanās algoritms, ko izmanto, lai atrisinātu binārās klasifikācijas problēmas, kad ir jāparedz novērošanas piederība vienai no divām klasēm. Tas ir balstīts uz 1. klases varbūtības koeficienta (Logit) logaritma modelēšanu.

Loģiskā regresija ir viens no visplašāk izmantotajiem algoritmiem binārajai klasifikācijai, pateicoties tā vienkāršībai, rezultātu interpretācijai un labai veiktspējai daudzos uzdevumos. Tomēr tam ir savi priekšnoteikumi, piemēram, atkarības linearitāte starp pazīmēm un mērķa mainīgo, un tas var nedarboties efektīvi sarežģītu pazīmju mijiedarbību gadījumā.

Es izvēlējos loģistikas regresijas algoritmu, jo tas man šķita visvieglāk saprotams, kā arī efektīvs ar lielu datu kopu.

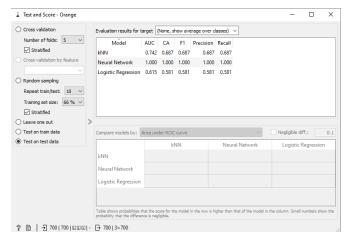
Logistiskā regresija hiperparametri

Regularization type – Ridge vai Lasso regulēšanu.

Strength - var mainīt spēku, C=1 kā noklusējuma vērtību.

Eksperimenti

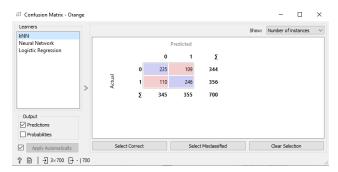
Eksperiments 1.

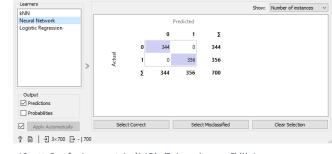


Confusion Matrix - Orange

Learners

41.att Test and Score 1

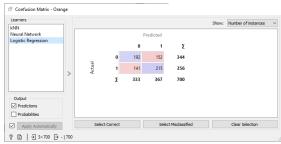




– п x

42.att Confusion matrix (kNN) 1

43.att Confusion matrix (Mākslīgie neironu tīkli) 1



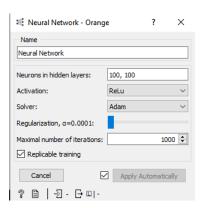
44.att Confusion matrix (Loģistiskā regresija) 1



45.att kNN iestatījums 1

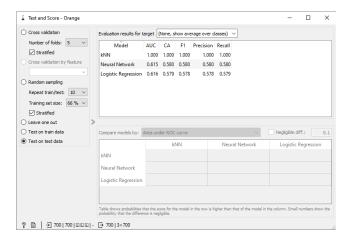


46.att Loģistiskā regresija iestatījums 1

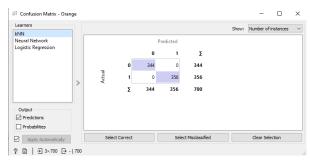


47.att Neironu tīkli iestatījums 1

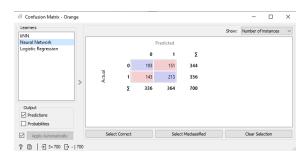
2. Eksperiments



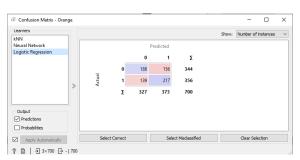
48.att Test and Score 2



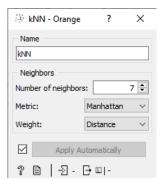
49.att Confusion matrix (kNN) 2



50.att Confusion matrix (Mākslīgie neironu tīkli) 2



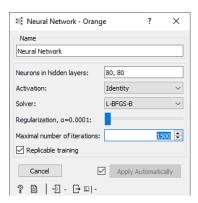
51.att Confusion matrix (Loģistiskā regresija) 2



52.att kNN iestatījums 2

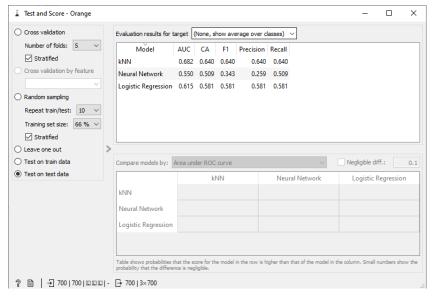


53.att Loģistiskā regresija iestatījums 2



54.att Neironu tīkli iestatījums 2

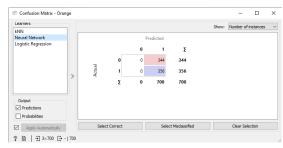
Eksperiments



55.att Test and Score 3



56.att Confusion matrix (kNN) 3



57.att Confusion matrix (Mākslīgie neironu tīkli) 3



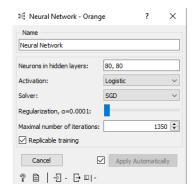
58.att Confusion matrix (Loģistiskā regresija) 3



59.att kNN iestatījums 3



iestatījums 3



61.att Neironu tīkli iestatījums 3

Apmācītu modeļu salīdzinājums pēc algoritmu veiktspējas

Tika veikti 3 testi, lai pārbaudītu algoritmu precizitāti un efektivitāti.

1. Eksperimenta rezultāti:

Pirmajā eksperimentā neironu tīklu algoritms uzrādīja labākos rādītājus (41.att). Visi rādītāji, ieskaitot CA un Precision, bija 100%, savukārt loģistiskajā regresijā CA un Precision bija 58,1%, bet kNN-68,7%. Tas ir ļoti labs rezultāts.

2. Eksperimenta rezultāti:

Uzsākot otro eksperimentu (48.att), es nolēmu mainīt pirmā testa uzvarētāja ievadi, lai redzētu kā viņš šoreiz rīkosies. Tas patiešām ietekmēja rezultātu, un tagad neironu tīklu algoritma CA un Precision parametri ir pasliktinājušies-58%.

Arī es mainīju citu algoritmu parametrus, un par pārsteigumu tagad kNN algoritms uzrādīja perfektu rezultātu 100%, bet loģistiskās regresijas algoritms mainījās nedaudz: CA - 57,9% un Precision - 67,8%.

3. Eksperimenta rezultāti:

Trešajā eksperimentā es atkal nomainīju visu algoritmu ievadi un tas bija visveiksmīgākais eksperiments, jo visu algoritmu dati pasliktinājās(55.att).

| | CA | Precision |
|-------------------------|-------|-----------|
| kNN | 64% | 64% |
| Mākslīgie neironu tīkli | 50,9% | 25,9% |
| Loģistiskā regresija | 58,1% | 58,1% |

Tomēr vislabākais rezultāts bija loģistiskās regresijas algoritmā ar rezultātu 58%.

Secinājumi

Darba laikā tika analizēta datu kopa, kā arī izmantotas dažādas mašīnmācīšanās metodes. Šajā darbā mēs izmantojām nepārraudzītās algoritmus (hierarhiska klasterizacija un K-vidējo algoritmi) un pārraudzītās (kNN, Loģistikas regresija un neironu savienojumi). Šajā darbā es daudz uzzināju par mašīnmācīšanās algoritmiem gan teorijā, gan praksē.

Viss darbs tika veikts Orange programmā, kas tikai palielināja interesi par darba izpildi, jo šī programma man patika ar savu vienkāršību, ērtību un patīkamo saskarni. Šī programma patiešām palīdz tikt galā ar noteiktu datu masīvu.

Tomēr, neskatoties uz visiem darba plusiem, tomēr visgrūtāk bija atrast piemērotu datu bāzi, jo ne visi var atbilst darba kritērijiem (digitālās vērtības, datu apjoms).

Apkopojot darbu, man šķita, ka pārraudzītās mašīnmācīšanās metodes ir precīzākas un labāk veic uzdevumu nekā nepārraudzītās. Tomēr, lai sasniegtu vēlamo rezultātu, pārraudzītiem mašīnmācīšanās algoritmiem ir nepieciešama pareiza konfigurācija.

Avoti

- https://www.kaggle.com/datasets/iabhishekofficial/mobile-price-classification?select=test.csv
- https://orange3.readthedocs.io/projects/orange-visual-programming/en/latest/widgets/model/knn.html
- https://orange3.readthedocs.io/projects/orange-visual-programming/en/latest/widgets/model/logisticregression.html
- https://towardsdatascience.com/data-science-made-easy-data-modeling-and-prediction-using-orange-f451f17061fa
- https://orangedatamining.com/widget-catalog/unsupervised/kmeans/
- https://orange3.readthedocs.io/projects/orange-visual-programming/en/latest/widgets/unsupervised/hierarchicalclustering.html