

Danica Đorđević 1121

## Komparativna analiza algoritama klasifikacije

U ovom radu je vršeno poređenje između sledećih algoritama:

Naivni Bajesov algoritam,

Algoritam K-najbližih suseda,

Algoritam zasnovan na stablima odluke (CART).

Atribut 'workclass' ima 8 jedinstvenih vrednosti
Atribut 'education' ima 16 jedinstvenih vrednosti
Atribut 'marital\_status' ima 7 jedinstvenih vrednosti
Atribut 'occupation' ima 14 jedinstvenih vrednosti
Atribut 'relationship' ima 6 jedinstvenih vrednosti
Atribut 'race' ima 5 jedinstvenih vrednosti
Atribut 'sex' ima 2 jedinstvenih vrednosti

Atribut 'native\_country' ima 40 jedinstvenih vrednosti

Potencijalni kandidati za smanjenje broja jedinstvenih vrednosti su kolone *native\_country*, *education* i *occupation*.

United-States 5545 Mexico 138 108 Philippines 32 Canada 28 28 Germany Puerto-Rico 23 Jamaica China 18 South Name: native\_country, dtype: int64

U zavisnostiod distribucija vrednosti, može se izvršiti smanjenje broja jedinstvenih vrednosti za atribut *native\_country* jer 90% ispitanika dolazi iz Amerike. Nove vrednosti za stribut su *United-States* i *Other.* 

Za atribute *education* i *occupation* se ne može / izvršiti smanjenje broja jedinstvenih vrednosti jer ne postoji vrednost atributa koja predstavlja većinu.

HS-grad 2007 Prof-specialty 793 Some-college 1451 Exec-managerial 755 Bachelors 997 Adm-clerical 751 Masters 311 Craft-repair 741 263 Assoc-voc Sales 717 Assoc-acdm 205 Other-service 627 11th 202 Machine-op-inspct 384 357 10th 187 7th-8th 134 Transport-moving 311 Prof-school 112 Handlers-cleaners 255 Name: education, dtype: int64 Name: occupation, dtype: int64

v[i] = 0

return y

range(ten(y)):

val = y[i].strip()

if val == ">50K":

y[i] = 1

else:

range(ten(y)):

Funkcija za zamenu

vrednosti klasnog

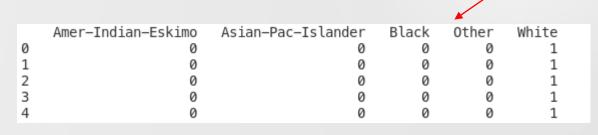
atributa

vrednostima, neophodno je ove atribute prevesti iz nenumeričkih u numeričke oblike. Biblioteka pandas nudi rešenje za ovaj problem, korišćenjem dummies atributa. Ovaj metod za svaku jedinstvenu vrednost koju kolona poseduje, pravi nove kolone, a staru kolonu briše. Tako, na primer, ako se primeni ova metoda na kolonu race, dobiće se 5 novih

kolona sa binarnim vrednostima, dok će stara

race kolona biti izbrisana.

Kako modeli rade samo sa numeričim



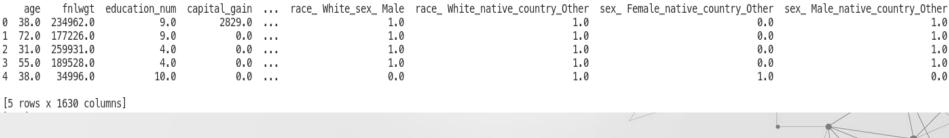
```
def _impute_missing_values(X):
    si = SimpleImputer(missing_values=np.nan, strategy='mean')
    si.fit(X)
    X = pd.DataFrame(data=si.transform(X), columns=X.columns)
```

return X

Zamena nedostajućih vrednosti srednjom vrednošću



Dodavanje interakcija

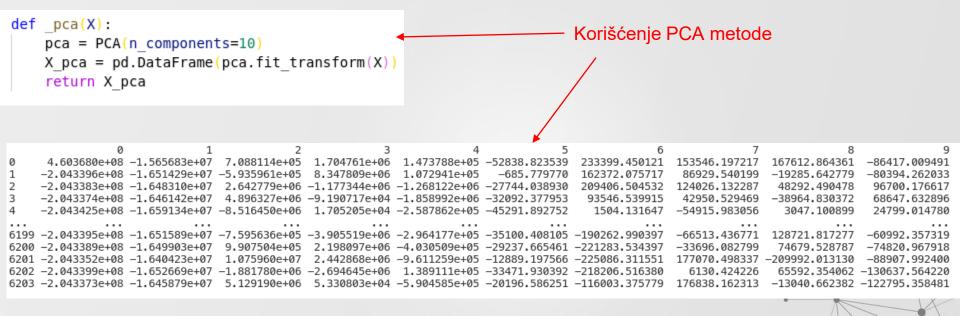


| ' TREE  |
|---|
| ('BAYES Multinominal '  |
| 'AUC modela sa preprocesiranjem: 0.3620375371320551' 'AUC modela bez preprocesiranja: 0.5723737510126924' 'Poboljsanje modela: -36.74805378627034%' |
| ' K NEIGHBORS   |
| 'AUC modela sa preprocesiranjem: 0.8094652984066972' 'AUC modela bez preprocesiranja: 0.5988320280853363' 'Poboljsanje modela: 35.17401549059175%'  |
| ' TREE PCA  |
| 'AUC modela sa preprocesiranjem: 0.7408385093167702' 'AUC modela bez preprocesiranja: 0.6777950310559007' 'Poboljsanje modela: 9.301260022909503%'  |
| ('BAYES Multinominal PCA '  |
| 'AUC modela sa preprocesiranjem: 0.833918444504456' 'AUC modela bez preprocesiranja: 0.6021874156089656' 'Poboljsanje modela: 38.48154625767976%'   |
| ' K NEIGHBORS PCA   |
| 'AUC modela sa preprocesiranjem: 0.6005941128814475' 'AUC modela bez preprocesiranja: 0.5988320280853363' 'Poboljsanje modela: 0.2942535992513862%' |

Često ulazne karakteristike interaguju na neočekivan i nelineralni način prilikom prediktivnog modeliranja. Te interakcije se mogu identifikovati i modelirati pomoću algoritma za učenje. Drugi pristup je osmišljavanje novih karakteristika koje uočavaju ove interakcije i utvrđivanje da li poboljšavaju performanse modela.

Performanse klasifikatora su znatno gore, ako se ne obavi korak dodavanja interakcija.

#### Preprocesiranje - Redukcija dimanzionalnosti



#### Preprocesiranje - Redukcija dimanzionalnosti

```
Selekcija K najrelevantnijih atributa
```

```
'Selected columns: 16'
['marital_status_ Married-civ-spouse',
 'relationship Husband',
 'age education num',
 'age_marital_status_ Married-civ-spouse',
 'age_relationship_ Husband',
 'education num marital status Married-civ-spouse',
 'education num relationship Husband',
 'hours_per_week_marital_status_ Married-civ-spouse',
 'hours per week relationship Husband',
 'marital_status_ Married-civ-spouse_relationship_ Husband',
 'marital_status_ Married-civ-spouse_race_ White',
 'marital_status_ Married-civ-spouse_sex_ Male',
 'marital_status_ Married-civ-spouse_native_country_Other',
 'relationship Husband race White',
 'relationship_ Husband_sex_ Male',
 'relationship_ Husband_native_country_Other']
```

#### Preprocesiranje - Redukcija dimanzionalnosti

```
Selekcija K najrelevantnijih atributa
```

```
'Selected columns: 16'
['marital_status_ Married-civ-spouse',
 'relationship Husband',
 'age education num',
 'age_marital_status_ Married-civ-spouse',
 'age_relationship_ Husband',
 'education num marital status Married-civ-spouse',
 'education num relationship Husband',
 'hours_per_week_marital_status_ Married-civ-spouse',
 'hours per week relationship Husband',
 'marital_status_ Married-civ-spouse_relationship_ Husband',
 'marital_status_ Married-civ-spouse_race_ White',
 'marital_status_ Married-civ-spouse_sex_ Male',
 'marital_status_ Married-civ-spouse_native_country_Other',
 'relationship Husband race White',
 'relationship Husband sex Male',
 'relationship_ Husband_native_country_Other']
```

Priprema neobrađenog skupa podataka, na osnovu koga će se vršiti poređenje. Iz skupa neprocesiranih podataka su izbačene kolone sa nenumeričkim podacima, kao i redovi sa nedostajućim vrednostima. Nenumeričke podatke je neophodno izbaciti, da bi primenjivanje bilo kog algoritma bilo moguće.

|   |     |        |               | \            |              |                |
|---|-----|--------|---------------|--------------|--------------|----------------|
|   | age | fnlwgt | education_num | capital_gain | capital_loss | hours_per_week |
| 0 | 38  | 234962 | 9             | 2829         | 0            | 30             |
| 1 | 72  | 177226 | 9             | 0            | 0            | 8              |
| 2 | 31  | 259931 | 4             | 0            | 0            | 40             |
| 3 | 55  | 189528 | 4             | 0            | 0            | 60             |
| 4 | 38  | 34996  | 10            | 0            | 0            | 40             |
|   |     |        |               |              |              |                |

#### Algoritmi klasifikacije – sklearn biblioteka

```
def _find_model_performance_naive_bayes(X_train, y_train, X_test, y_test):
    classifier = MultinomialNB()
    classifier.fit(X train, y train)
    y_hat = [x[1] for x in classifier.predict_proba(X_test)]
    auc = roc auc score(y test, y hat)
    return auc
def _find model_performance_tree(X_train, y_train, X_test, y_test):
    classifier = DecisionTreeClassifier() ___
    classifier.fit(X train, y train)
    y_hat = [x[1] for x in classifier.predict_proba(X_test)]
    auc = roc auc score(y test, y hat)
    return auc
def find model performance k neighbors(X train, y train, X test, y test):
    classifier = KNeighborsClassifier() ***
    classifier.fit(X train, y train)
    y_hat = [x[1] for x in classifier.predict_proba(X_test)]
    auc = roc auc score(y test, y hat)
    return auc
```



### Various sustinuis algoritante

'AUC modela sa preprocesiranjem: 0.7812314339724549'

'AUC modela bez preprocesiranja: 0.6021874156089656'

'----- K NEIGHBORS PCA ------

'AUC modela sa preprocesiranjem: 0.7480556305698083'

'AUC modela bez preprocesiranja: 0.5988320280853363'

'Poboljsanje modela: 29.7322749899099%'

'Poboljsanje modela: 24.919108445416505%'

| Komparativna analiza algoritama       |                            |  |  |  |  |  |
|---------------------------------------|----------------------------|--|--|--|--|--|
| Selekcija K najrelevantnijih atributa | PCA metoda                 |  |  |  |  |  |
| ' TREE                                | ' TREE PCA                 |  |  |  |  |  |
| ('BAYES Multinominal '                | ('BAYES Multinominal PCA ' |  |  |  |  |  |

'AUC modela sa preprocesiranjem: 0.7244733999459898'

'AUC modela bez preprocesiranja: 0.5723737510126924'

'----- K NEIGHBORS -----

'AUC modela sa preprocesiranjem: 0.8059006211180123'

'AUC modela bez preprocesiranja: 0.5988320280853363'

'Poboljsanje modela: 26.57348431233783%'

'Poboljsanje modela: 34.57874384153143%'

#### Evaluacija algoritama

Za evaluaciju algoritama je korišćena AUC (Area Under the ROC Curve) mera. AUC meri celokupno dvodimenzionalno područje ispod cele ROC krive od (0,0) do (1,1). . Model čija su predviđanja 100% pogrešna ima AUC od 0,0. Onaj model čija su predviđanja 100% tačna ima AUC 1,0.

```
def _find_model_performance_k_neighbors(X_train, y_train, X_test, y_test):
    classifier = KNeighborsClassifier()
    classifier.fit(X_train, y_train)
    y_hat = [x[1] for x in classifier.predict_proba(X_test)]
    auc = roc_auc_score(y_test, y_hat)
    roc_auc_score funkcija
    iz sklearn biblioteke
```

```
performanse_improve = (
     (performanse_processed-performanse_unprocessed)/performanse_unprocessed)*100
```

Računjanje procenta poboljšanja klasifikatora



# Hvala na pažnji.