

# **Eksploracja danych**

## **Laboratorium 5**

Regresja logistyczna

# Regresja logistyczna

- Regresja logistyczna jest metodą klasyfikacji (patrz **wykład 4**)
  - Oczekiwane jest, że atrybut wyjściowy jest etykietą klasy (a nie liczbą)
  - Atrybuty wejściowe muszą być numeryczne
- Podczas zajęć będziemy przetwarzali plik zawierający rzeczywiste dane obejmujące:
  - ocenę i datę zaliczenia z języka C (co najmniej 3.0)
  - ocenę pierwszego zaliczenia z języka C++
  - ocenę z I terminu egzaminu (można przystąpić bez zaliczenia)
- Interesuje nas wpływ ocen z zaliczeń na wynik egzaminu w pierwszym terminie (przekształcony do problemu klasyfikacji binarnej):
  - nie zdał (2.0)
  - zdał (3.0-5.0)

No.	1: ImieNazwisko String	2: OcenaC Numeric	3: DataC Date	4: OcenaCpp Numeric	5: Egzamin Numeric
1	Dqhoil Dhxpluj	3.5	2016-01-14	4.0	3.0
2	Bnhgpxj Lwjmq	4.5	2016-01-14	4.0	3.0
3	Wkgjnerme Djfbw	4.0	2016-01-20	3.5	2.0
4	Sredmuwt Tcimknl	4.5	2016-01-20	4.5	3.5
5	Tiowe Bqoilnqbrx	4.0	2016-01-14	4.5	3.0
6	Bvaysqv Wuyih	3.5	2016-01-14	5.0	3.0
7	Jjoaxp Ktapcy	5.0	2016-01-20	4.0	3.5
8	Mkengbtw Aainhh	3.5	2016-01-20	3.5	2.0
9	Fbfffj Muupwshu	4.0	2016-01-14	5.0	4.0

# 5.1 Przygotowanie danych

- Pobierz pliki
  - egzamin-cpp.csv
  - egzamin-cpp-train.csv
  - egzamin-cpp-test.csv

Dwa ostatnie powstały z podziału egzamin-cpp na dwa

- Przekształć je do postaci ARFF

Najlepiej w tym celu użyć polecenia w konsoli:

```
java -cp ..\weka.jar weka.core.converters.CSVLoader [opcje]  
egzamin-cpp-train.csv > egzamin-cpp-train.arff
```

Opcje dostępne na stronie:

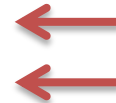
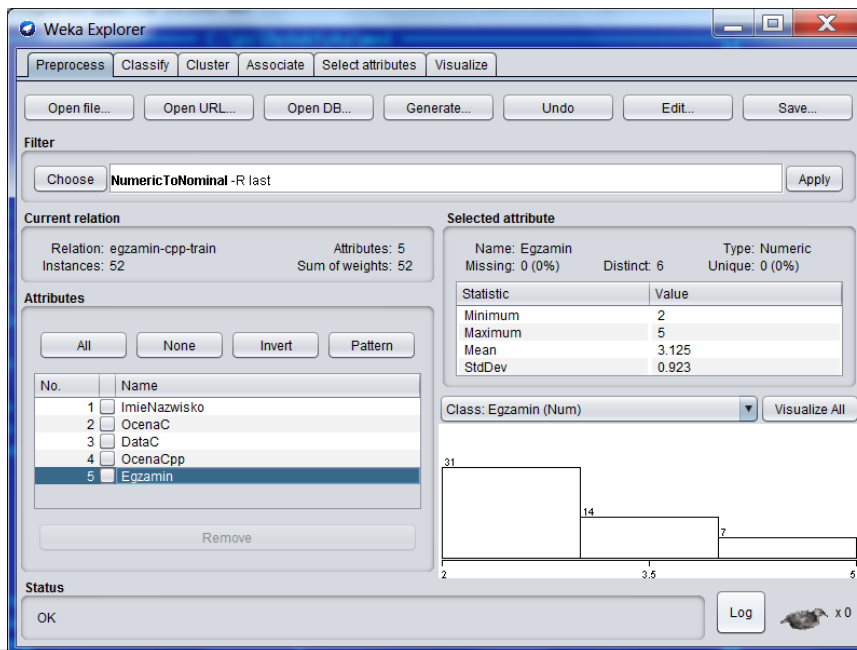
<http://weka.sourceforge.net/doc.dev/weka/core/converters/CSVLoader.html>

Należy

- wskazać separator
- podać, który atrybut jest typu String
- który atrybut jest datą i jaki jest jej format (-format "yyyy-mm-dd")
- dla pliku egzamin-cpp-test.csv użyj opcji -N 5, aby wskazać, że ostatni atrybut jest nominalny (są tam puste wartości)

## 5.2 Konwersja danych

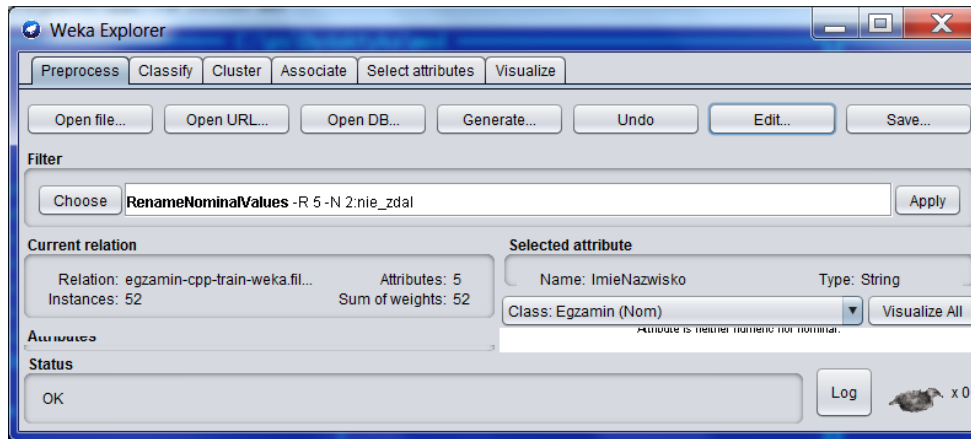
- Konwersja stosuje się do egzamin-cpp.arff i egzamin-cpp-train.arff.
- Jest ona kilkuetapowa i można ją przeprowadzić w :
  - Weka Explorer wybierając kolejno stosowne filtry i klikając Apply. Na wszelki wypadek należy zapisywać pliki pośrednie.
  - Można też skonstruować knowledge flow (**zalecane**, bo łatwiej poprawić błędy i zastosować do dwóch plików).
- Etap 1: NumericToNominal



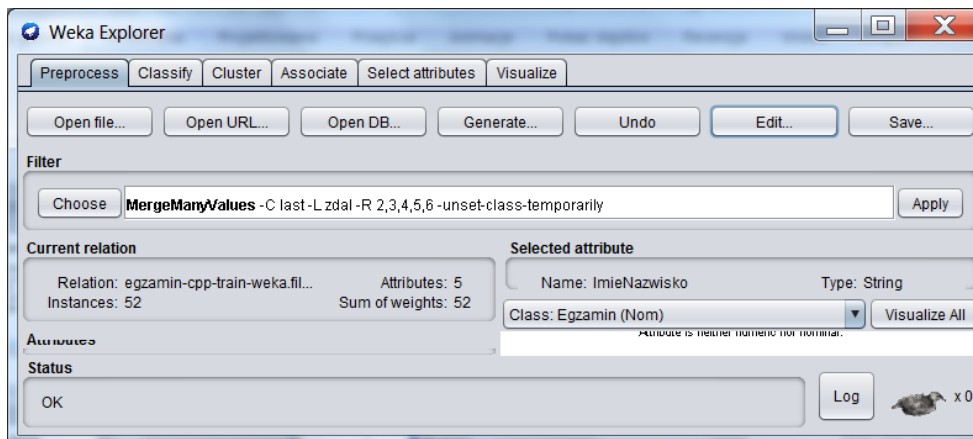
Użyj Apply i zapisz

# Konwersja danych

- Etap 2: RenameNominalValues 2-> nie\_zdal



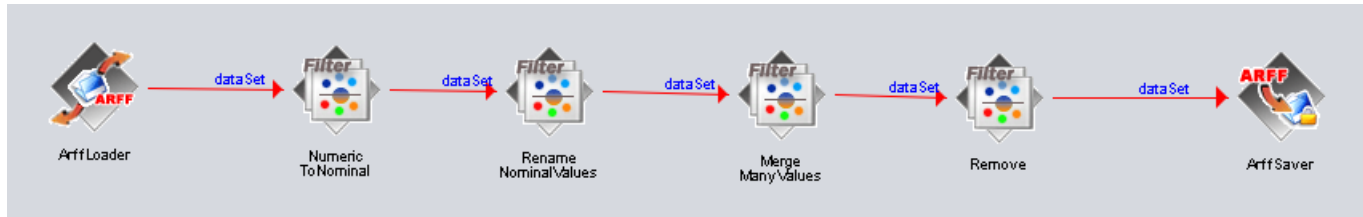
- Etap 3: MergeManyValues zamieniamy oceny 3,3.5,4,4.5,5 na zdal



Znikający przecinek?:  
wprowadź {2,3,4,5,6} a potem usuń {}

# Jako alternatywa: workflow KW1

- Opcje dokładnie te same



- Załóżmy, że w ArffSaver ustawiony jest prefiks „preprocessed”:  
Pliki wyjściowe będą miały nazwy typu:
  - preprocessed-egzamin-cpp-[].arff
  - preprocessed-egzamin-cpp-train[].arff

## 5.3 Klasyfikator

- Otwórz plik preprocessed-egzamin-cpp- [...].arff
- Wybierz w zakładce Classify regresję logistyczną i uruchom
- Jak zinterpretujesz wyniki? Patrz **wykład 4**
  1. Podaj wzór na hiperpłaszczyznę separującą dane
  2. Podaj o ile wzrost/spadek ocen wpływa na szanse zdania/niezdania egzaminu
  3. Jak wpływa na egzamin zmiana daty wpisu zaliczenia?
  4. Zinterpretuj wyniki klasyfikacji.
  5. Porównaj wyniki testów z użyciem zbioru uczącego i walidacji krzyżowej

[<https://weka.wikispaces.com/Primer>]

The *True Positive (TP)* rate is the proportion of examples which were classified as class  $x$ , among all examples which truly have class  $x$ , i.e., how much of the class was captured correctly. It is equivalent to *Recall*. In the confusion matrix, this is the diagonal element divided by the sum over the relevant row.

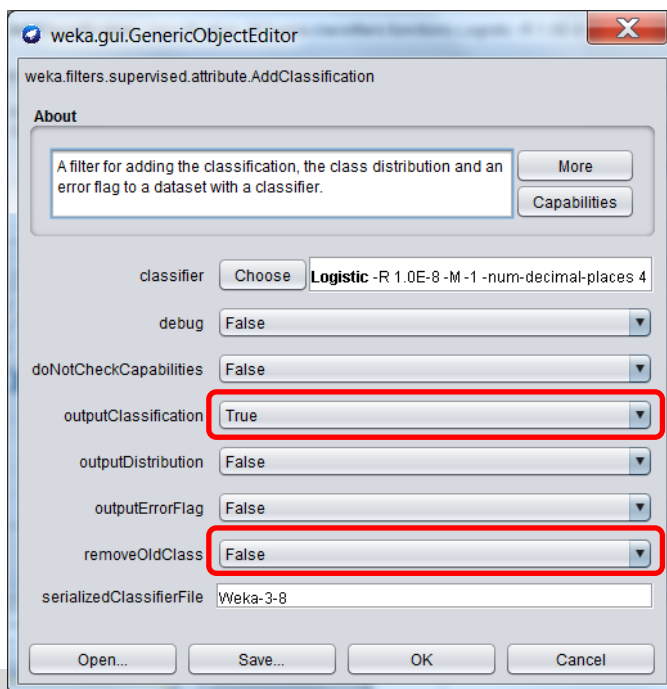
The *False Positive (FP)* rate is the proportion of examples which were classified as class  $x$ , but belong to a different class, among all examples which are not of class  $x$ . [**Element poza przekątną podzielony przez wiersz. FP i TP sumują się po przekątnych....**]

The *Precision* is the proportion of the examples which truly have class  $x$  among all those which were classified as class  $x$ .

The *F-Measure* is simply  $2 * \text{Precision} * \text{Recall} / (\text{Precision} + \text{Recall})$ , a combined measure for precision and recall.

## 5.4 Porównaj jawnie wyniki klasyfikacji

- W Weka Explorer otwórz przetworzony plik preprocessed-egzamin-cpp- [...].arff
- W Preprocess wybierz filtr AddClassification
- Jako classifier wybierz Logistic ze standardowymi opcjami
- Zwróć uwagę na opcje filtra:



The screenshot shows the 'Viewer' window displaying the results of a classification. The relation is 'egzamin-cpp-weka.filters.unsupervised.attribute.NumericToNominal-RI...'. The data is presented in a table with 5 columns: 'OcenaC', 'DataC', 'OcenaCpp', 'Egzamin', and 'classification'. The 'classification' column shows the predicted class for each instance.

No.	1: OcenaC	2: DataC	3: OcenaCpp	4: Egzamin	5: classification
	Numeric	Date	Numeric	Nominal	Nominal
1	3.5	2016-...	4.0	zdal	zdal
2	4.5	2016-...	4.0	zdal	zdal
3	4.0	2016-...	3.0	nie_zdal	nie_zdal
4	4.5	2016-...	4.5	zdal	zdal
5	4.0	2016-...	4.5	zdal	zdal
6	3.5	2016-...	5.0	zdal	zdal
7	5.0	2016-...	4.0	zdal	zdal
8	3.5	2016-...	3.0	nie_zdal	nie_zdal
9	4.0	2016-...	5.0	zdal	zdal
10	5.0	2016-...	4.5	zdal	zdal
11	5.0	2016-...	3.0	zdal	zdal
12	5.0	2016-...	3.5	zdal	zdal
13	4.5	2016-...	3.5	zdal	zdal
14	3.5	2016-...	3.0	nie_zdal	nie_zdal
15	5.0	2016-...	3.0	nie_zdal	zdal
16	4.5	2016-...	5.0	zdal	zdal
17	3.0	2016-...	3.0	nie_zdal	nie_zdal
18	4.5	2016-...	4.0	zdal	zdal

Buttons for 'Add instance', 'Undo', 'OK', and 'Cancel' are at the bottom.

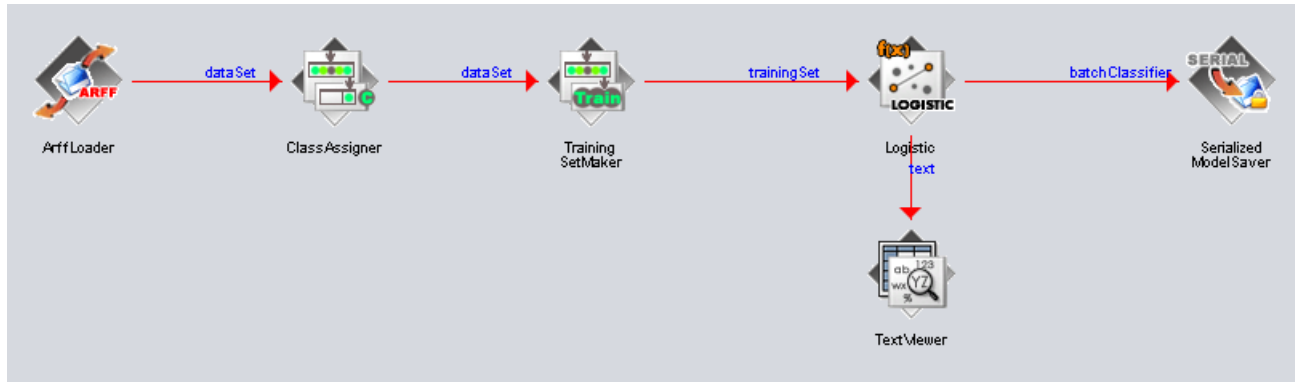


## 5.5 Klasyfikacja w Knowledge Flow

- Zbudowany zostanie model regresji logistycznej na podstawie **preprocessed-egzamin-cpp-train[...].arff**
- Model zostanie zapisany
- W drugim procesie model zostanie załadowany i zastosowany do **egzamin-cpp-test.arff**

# Klasyfikacja w Knowledge Flow

- Zbuduj następujący workflow KW2

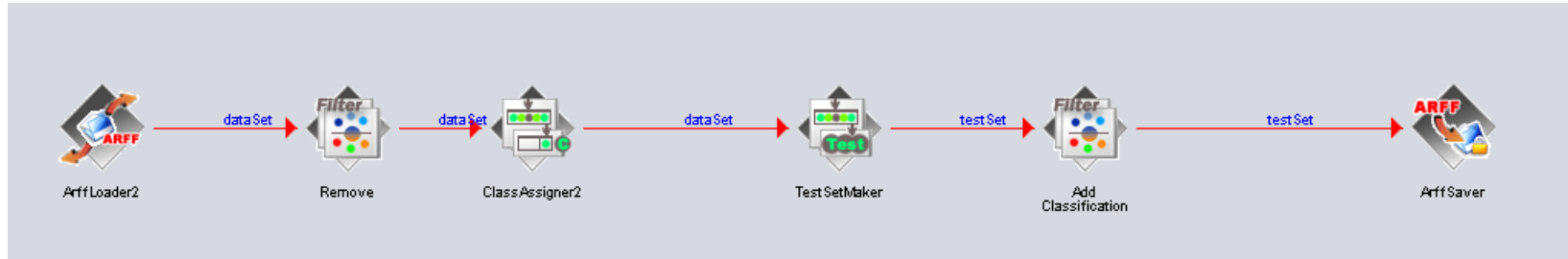


1. Załaduj plik **preprocessed-egzamin-cpp-train[...].arff**
2. Jako klasę wyjściową wybierz Egzamin
3. TrainingSetMaker i Logistic – opcje standardowe
4. Zapisz model dodając prefiks, np. **egzamin-cpp**

Model to zbudowany klasyfikator, w tym przypadku wagi dla równania  $w^T [ocenaC, dataC, ocenaCpp] = 0$

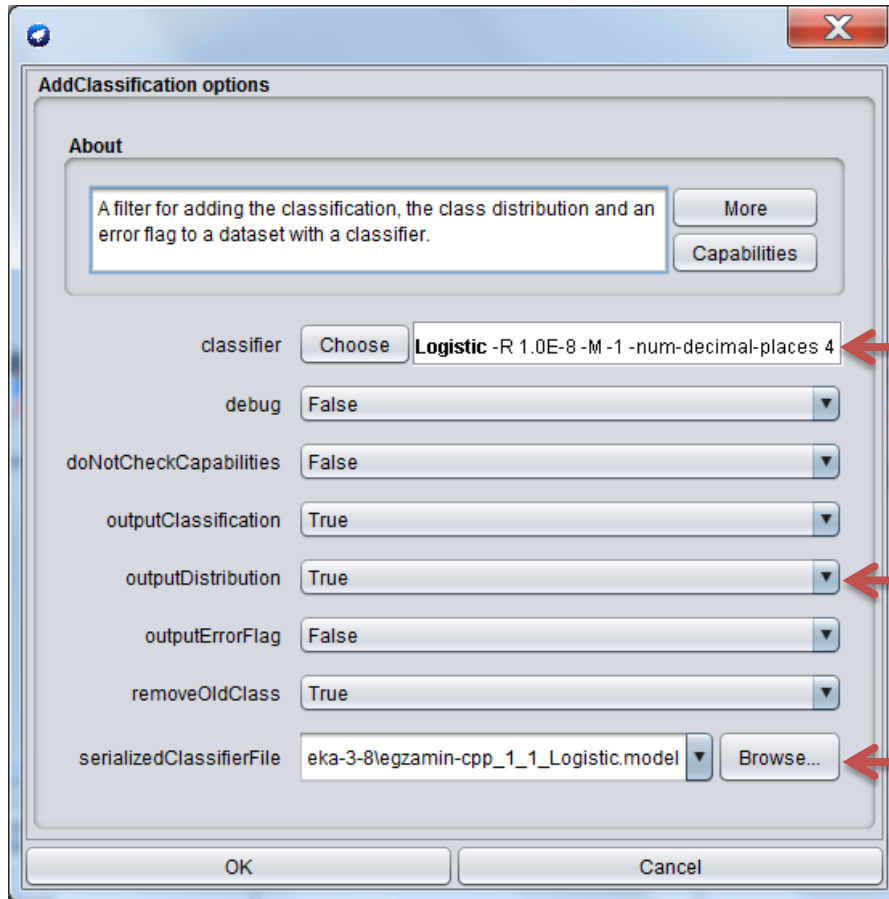
# Przetwarzamy plik testowy

- Zbuduj następujący workflow KW3



1. Załaduj plik **egzamin-cpp-test.arff**
2. Usuń pierwszy atrybut
3. Jako atrybut klasy wybierz Egzamin
4. Skonfiguruj AddClassification (**patrz następna strona**)
5. Wybierz nazwę pliku wyjściowego dla ArffSaver
6. Uruchom i obejrzyj wyniki

# Konfiguracja AddClassification



Wybierz Logistic, ale jeśli załadowany jest model to raczej nie ma znaczenia

Dodane zostaną prawdopodobieństwa nie\_zdal/zdal

Wyberz wcześniej zapisany model

Jeżeli w trakcie wykonania pojawiły się błędy (wyjątki) typu „unary class”:  
W pliku arff zamień @attribute Egzamin {\*unknown\*} na  
@attribute Egzamin {nie\_zdal,zdal}

# Testy wszystkich wartości

Tak naprawdę różnych wariacji ocen wejściowych jest niewiele. Można sprawdzić je **wszystkie**.

Pobierz plik **grid.arff** Jest to wygenerowany plik z wszystkimi kombinacjami ocen (w tym 2.0 dla pierwszego zaliczenia z C++)

## 5.6 Test modelu na podstawie zbioru egzamin-cpp

- Skonfiguruj workflow KW2 tak, aby model był jednak generowany na podstawie **preprocessed-egzamin-cpp[].arff** (lepsze pokrycie)
- Uruchom KW3 (skonfigurowany wcześniej do odczytu grid.arff) i porównaj wyniki
- Zestaw wyniki w postaci tabelki (OcenaC, OcenaCpp, wynik egzaminu, pojedyncza [większa] wartość prawdopodobieństwa)

# 5.7 Implementacja w języku Python

- Wczytaj dane

```
import numpy as np
import pandas as pd
from io import StringIO
import datetime

data = """ImieNazwisko;OcenaC;DataC;OcenaCpp;Egzamin
Dqhoil Dhxpluj;3.5;2016-01-14;4;3
...
Hewicg Cirxgqnvfог;5;2016-01-14;3.5;4.5
Ffkhrs Xkxgylf;3.5;2016-01-14;3;2
"""

inp = StringIO(data)

df = pd.read_csv(inp, sep=';', parse_dates=['DataC'])
df.head()
```

- Usuń kolumnę imię i nazwisko.
- Przekonwertuj DataC na typ numeryczny

# Implementacja w języku Python

- Dodaj kolumnę zdał z wartościami 0/1

```
df2.loc[df2['Egzamin'] > 2, 'zdał'] = 1
df2.loc[df2['Egzamin'] <= 2, 'zdał'] = 0
```

- Usuń kolumnę Egzamin
- Wyekstrahuj y (etykiety) i obserwacje X (pomijając zdał)
- Przeprowadź klasyfikację
- Podaj wyniki klasyfikacji

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report
```

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size = 0.3,
    random_state = 123)
clf = LogisticRegression()
clf.fit(X_train, y_train)
y_pred = clf.predict(X_test)
print(classification_report(y_test, y_pred))
```

	precision	recall	f1-score	support
0.0	0.23	1.00	0.37	7
1.0	0.00	0.00	0.00	24
accuracy			0.23	31
macro avg	0.11	0.50	0.18	31
weighted avg	0.05	0.23	0.08	31

# Implementacja w języku Python

- Przeskaluj kolumnę z datą

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
scaler = StandardScaler()
date_col = scaler.fit_transform(X[:,1].reshape(-1,1))
X[:,1]=date_col.reshape(-1)
```

- Powtórz klasyfikację
- Wydrukuj równanie hiperpłaszczyzny

```
log(odds zdal) =
    0.752 * OcenaC +
   -0.109 * DataC +
    1.8   * OcenaCpp +
   -8.691726
```

```
def print_formula(weights,intercept,labels,target):
    print(f'{target} = ')
    for i in range(len(weights)):
        print(f'\t{weights[i]: .3g}\t* {labels[i]} +')
    print(f'\t{intercept:.8}')

print_formula(clf.coef_[0],clf.intercept_[0],df3.columns,'log(odds zdal)')
```



## 5.8 Sieć neuronowa

- Brak warstw wewnętrznych
- Funkcja aktywacji sigmoid
- Funkcja straty `binary_crossentropy` = logloss

Dobierz parametry `learning_rate` oraz liczba epok

```
import tensorflow as tf
from keras import layers
from keras import models
from keras.models import Sequential, InputLayer
from keras.layers import Dense

tf.random.set_seed(123)
model = models.Sequential()
model.add(layers.InputLayer(input_shape=(X.shape[1],)))
model.add(layers.Dense(1, activation='sigmoid'))
model.summary()
model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.RMSprop(???), loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
hist = model.fit(X_train, y_train, epochs=???, verbose=1)
```

# Sieć neuronowa

- Wyznacz etykiety
- Podaj wyniki klasyfikacji

```
probs = model.predict(X_test)
y_pred=...
print(classification_report(y_test, y_pred))
```

	precision	recall	f1-score	support
0.0	1.00	0.29	0.44	7
1.0	0.83	1.00	0.91	24
accuracy			0.84	31
macro avg	0.91	0.64	0.68	31
weighted avg	0.87	0.84	0.80	31

- Wydrukuj równanie hiperpłaszczyzny

```
weights = model.layers[0].get_weights()[0]
bias = model.layers[0].get_weights()[1]
print(weights)
print(bias)

print_formula(weights[:,0],bias[0],df3.columns,'log(odds zdal)')
```

```
log(odds zdal) =
-0.357 * OcenaC +
-0.0488 * DataC +
1.37 * OcenaCpp +
-2.6536543
```