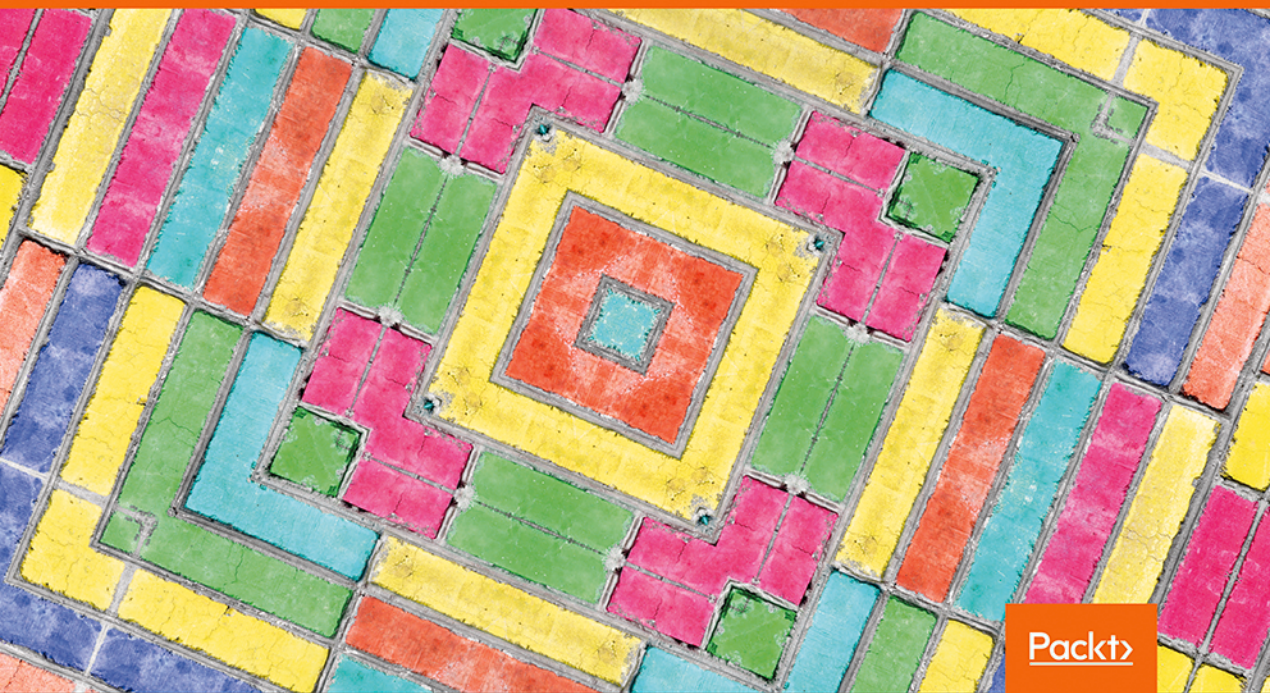


Wydanie II

Helion 

Algorytmy Data Science

Siedmiodniowy przewodnik



Packt 

Dávid Natingga

Tytuł oryginału: Data Science Algorithms in a Week: Top 7 algorithms for scientific computing, data analysis, and machine learning, 2nd Edition

Tłumaczenie: Andrzej Grażyński

ISBN: 978-83-283-5602-3

Copyright © Packt Publishing 2018. First published in the English language under the title ‘Data Science Algorithms in a Week – (9781787284586)’.

Polish edition copyright © 2019 by HELION SA.
All rights reserved.

All rights reserved. No part of this book may be reproduced or transmitted in any form or by any means, electronic or mechanical, including photocopying, recording or by any information storage retrieval system, without permission from the Publisher.

Wszelkie prawa zastrzeżone. Nieautoryzowane rozpowszechnianie całości lub fragmentu niniejszej publikacji w jakiegokolwiek postaci jest zabronione. Wykonywanie kopii metodą kserograficzną, fotograficzną, a także kopiowanie książki na nośniku filmowym, magnetycznym lub innym powoduje naruszenie praw autorskich niniejszej publikacji.

Wszystkie znaki występujące w tekście są zastrzeżonymi znakami firmowymi bądź towarowymi ich właścicieli.

Autor oraz Helion SA dołożyli wszelkich starań, by zawarte w tej książce informacje były kompletne i rzetelne. Nie biorą jednak żadnej odpowiedzialności ani za ich wykorzystanie, ani za związane z tym ewentualne naruszenie praw patentowych lub autorskich. Autor oraz Helion SA nie ponoszą również żadnej odpowiedzialności za ewentualne szkody wynikłe z wykorzystania informacji zawartych w książce.

Pliki z przykładami omawianymi w książce można znaleźć pod adresem:
<ftp://ftp.helion.pl/przyklady/aldas2.zip>

Drogi Czytelniku!

Jeżeli chcesz ocenić tę książkę, zajrzyj pod adres

<http://helion.pl/user/opinie/aldas2>

Możesz tam wpisać swoje uwagi, spostrzeżenia, recenzję.

Helion SA

ul. Kościuszki 1c, 44-100 Gliwice

tel. 32 231 22 19, 32 230 98 63

e-mail: *helion@helion.pl*

WWW: *<http://helion.pl>* (księgarnia internetowa, katalog książek)

Printed in Poland.

- [Kup książkę](#)
- [Poleć książkę](#)
- [Oceń książkę](#)

- [Księgarnia internetowa](#)
- [Lubię to! » Nasza społeczność](#)

Spis treści

O autorze	7
O recenzentach	8
Przedmowa	9
Rozdział 1. Klasyfikacja na podstawie najbliższego sąsiedztwa	13
Subiektywne odczuwanie temperatury	14
Implementacja algorytmu k najbliższych sąsiadów	16
Mapa Włoch — przykład doboru wartości k	20
Analiza	21
Skalowanie danych — prognozowanie statusu własności	25
Analiza	26
Nieeuklidesowe metryki odległości punktów — klasyfikowanie tekstów	27
Analiza	28
Klasyfikowania tekstów ciąg dalszy — wielowymiarowy algorytm k-NN	30
Analiza	31
Podsumowanie	32
Problemy	33
Subiektywne odczuwanie temperatury	33
Mapa Włoch — przykład doboru wartości k	33
Status własności	34
Analiza	34
Rozdział 2. Naiwny klasyfikator bayesowski	37
Testy medyczne — podstawowe zastosowanie twierdzenia Bayesa	38
Analiza	38
Podstawowe twierdzenie Bayesa i jego rozszerzenie	39
Twierdzenie Bayesa	39
Rozszerzone twierdzenie Bayesa	40

Zagramy w szachy? — niezależne zdarzenia warunkujące	41
Analiza	42
Implementacja naiwnego klasyfikatora bayesowskiego	43
Zagramy w szachy? — częściowo zależne zdarzenia warunkujące	45
Analiza	45
Chłopak czy dziewczyna? — twierdzenie Bayesa dla ciągłych zmiennych losowych	48
Analiza	48
Podsumowanie	50
Problemy	51
Analiza	53
Rozdział 3. Drzewa decyzyjne	59
<hr/>	
Pływamy? — reprezentowanie danych w postaci drzewa decyzyjnego	59
Elementy teorii informacji	61
Entropia informacyjna	61
Zysk informacyjny	63
Pływamy? — obliczanie zysku informacyjnego	63
Algorytm ID3 — konstruowanie drzewa decyzyjnego	65
Pływamy? — budowanie drzewa decyzyjnego	65
Implementacja w języku Python	66
Klasyfikowanie danych za pomocą drzew decyzyjnych	71
Przykład — pływamy czy nie?	72
Przykład — gra w szachy pod chmurką	72
Analiza	72
Na zakupy — przykład niespójnych danych	77
Analiza	77
Podsumowanie	78
Problemy	78
Analiza	80
Rozdział 4. Lasy losowe	83
<hr/>	
Ogólne zasady konstruowania lasów losowych	84
Pływamy? — klasyfikacja za pomocą lasu losowego	84
Analiza	84
Konstruowanie lasu losowego	85
Klasyfikowanie cechy na podstawie lasu losowego	89
Implementacja algorytmu konstruowania lasu losowego	90
Przykład — zagramy w szachy?	93
Analiza	93
Konstruowanie lasu losowego	94
Klasyfikacja w drodze głosowania	99
Idziemy na zakupy? — wnioskowanie z niespójnych danych i miara wiarygodności wyniku	100
Analiza	100
Podsumowanie	101
Problemy	102
Analiza	103

Rozdział 5. Klasteryzacja	107
Dochód gospodarstwa domowego — niski czy wysoki?	107
Algorytm k-średnich	108
Początkowy zbiór centroidów	109
Wyznaczanie centroidu klastra	109
Przykład — wykorzystanie algorytmu k-średnich do klasyfikacji dochodów	110
Klasyfikowanie przez klasteryzację — prognozowanie płci nieznaney osoby	111
Analiza	112
Implementacja algorytmu k-średnich	115
Status własności — dobór optymalnej liczby klastrów	118
Analiza	119
Klasyfikowanie dokumentów — semantyczne znaczenie klasteryzacji	125
Analiza	126
Podsumowanie	132
Problemy	132
Analiza	133
Rozdział 6. Analiza regresji	143
Konwersja temperatur — regresja liniowa dla danych doskonałych	144
Rozwiązanie analityczne	144
Metoda najmniejszych kwadratów w regresji liniowej	145
Implementacja analizy regresji liniowej w Pythonie	146
Regresja dla danych pomiarowych — prognozowanie wagi na podstawie wzrostu	149
Analiza	149
Metoda spadku gradientowego i jej implementacja	151
Szczegóły algorytmu	151
Implementacja w Pythonie	152
Przewidywanie czasu przelotu na podstawie odległości	154
Analiza	154
Obliczenia balistyczne — model nieliniowy	156
Analiza	156
Podsumowanie	158
Problemy	158
Analiza	159
Rozdział 7. Analiza szeregów czasowych	163
Zysk w biznesie — analiza trendu	164
Analiza	164
Konkluzja	165
Sprzedaż w sklepie internetowym — analiza sezonowości	166
Analiza	166
Analiza trendu	166
Analiza sezonowości	169
Podsumowanie	175
Problemy	176
Analiza	177

Dodatek A. Podstawy języka Python	181
Przykład	181
Komentarze	182
Typy danych	182
int	182
float	183
Napis	183
Krotka	183
Lista	184
Zbiór	184
Słownik	185
Przepływ sterowania	185
Instrukcje warunkowe	186
Pętla for	187
Pętla while	188
Instrukcje break i continue	189
Funkcje	190
Wejście-wyjście programu	192
Argumenty wywołania programu	192
Operacje na plikach	192
Dodatek B. Statystyka	195
Podstawowe koncepcje	195
Notacja	195
Podstawowe pojęcia	195
Wnioskowanie bayesowskie	197
Rozkład normalny Gaussa	197
Walidacja krzyżowa	197
Testowanie A/B	198
Dodatek C. Słownik pojęć, algorytmów i metod Data Science	199
Skorowidz	203

Klasyfikacja na podstawie najbliższego sąsiedztwa

Algorytm najbliższego sąsiedztwa dokonuje klasyfikacji elementów danych na podstawie ich sąsiadów. Klasa instancji danych określona przez algorytm k najbliższych sąsiadów (ang. *k-nearest neighbors*, w skrócie *k-NN*) jest klasą o najwyższej reprezentacji wśród k sąsiadów położonych najbliżej w sensie przyjętej metryki.

W tym rozdziale wyjaśniam szczegółowo:

- jak zaimplementować podstawową wersję algorytmu k -NN — na przykładzie subiektywnego odczuwania temperatury;
- jak wybierać właściwą wartość k , by algorytm działał prawidłowo i dawał wyniki o dużej dokładności — na podstawie mapy Włoch;
- jak przeskalowywać wartości w celu przygotowania ich jako dane wejściowe do algorytmu k -NN — na przykładzie domniemania własności nieruchomości;
- jak definiować właściwą metrykę wyznaczającą odległości między punktami danych;
- jak eliminować nieistotne wymiary z wysokowymiarowych przestrzeni w celu zapewnienia dokładności wyników algorytmu — na przykładzie klasyfikacji tekstu.

Subiektywne odczuwanie temperatury

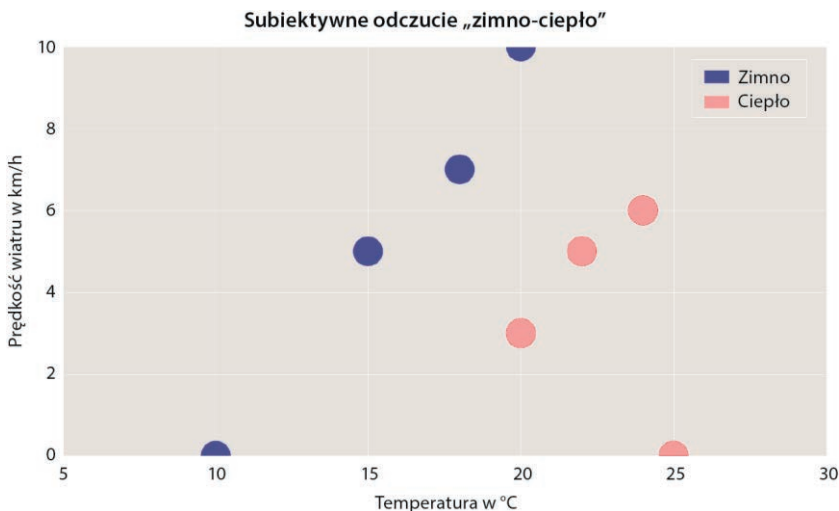
Załóżmy, że pewna sympatyczna Marysia subiektywnie odczuwa zimno przy temperaturze 10°C, lecz 25°C oznacza dla niej ciepło. Jakie będzie jej subiektywne odczucie w kategoriach „zimno-ciepło” w pokoju o temperaturze 22°C? Intuicyjnie, ponieważ temperatura 22°C jest wyraźnie bliższa 25°C niż 10°C — innymi słowy: bliżej jej do „prawego” niż „lewego” sąsiada — zgodnie z algorytmem 1-NN wspomniany pokój będzie wydawać się Marysi pokojem ciepłym.

Skomplikujmy nieco ów prosty przykład. Wiemy wszyscy, chociażby z prognoz pogody, że na subiektywne odczuwanie ciepła-zimna istotny wpływ ma, oprócz fizycznej temperatury powietrza, kilka innych czynników, między innymi prędkość wiatru. Po uwzględnieniu teź Marysia skłonna jest klasyfikować swe odczucia zgodnie z tabelą 1.1.

Tabela 1.1. Subiektywne odczuwanie temperatury

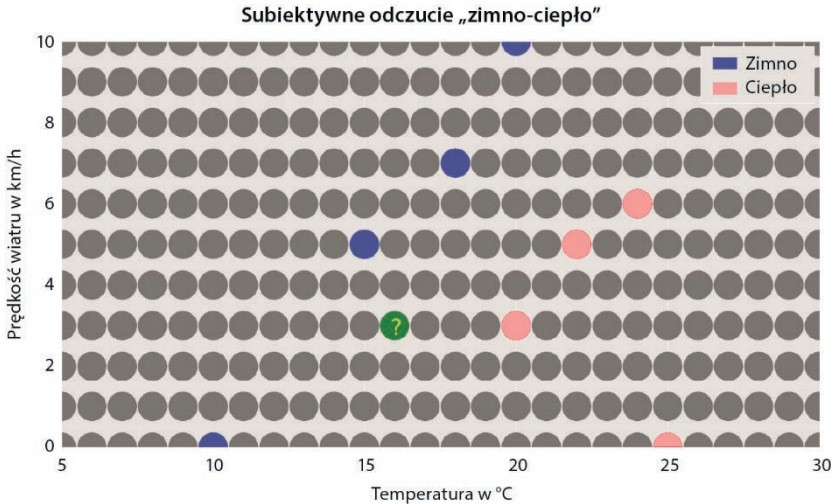
Temperatura w °C	Prędkość wiatru w km/h	Subiektywne odczucie
10	0	Zimno
25	0	Ciepło
15	5	Zimno
20	3	Ciepło
18	7	Zimno
20	10	Zimno
22	5	Ciepło
24	6	Ciepło

W układzie graficznym zależności te prezentują się tak, jak na rysunku 1.1:



Rysunek 1.1. Subiektywne odczuwanie zimna i ciepła w zależności od rzeczywistej temperatury i prędkości wiatru

Stosując ponownie algorytm 1-NN spróbujmy wydedukować subiektywne odczucie Marysi przy temperaturze 16°C i wietrze wiejącym z prędkością 3 km/h (rysunek 1.2):

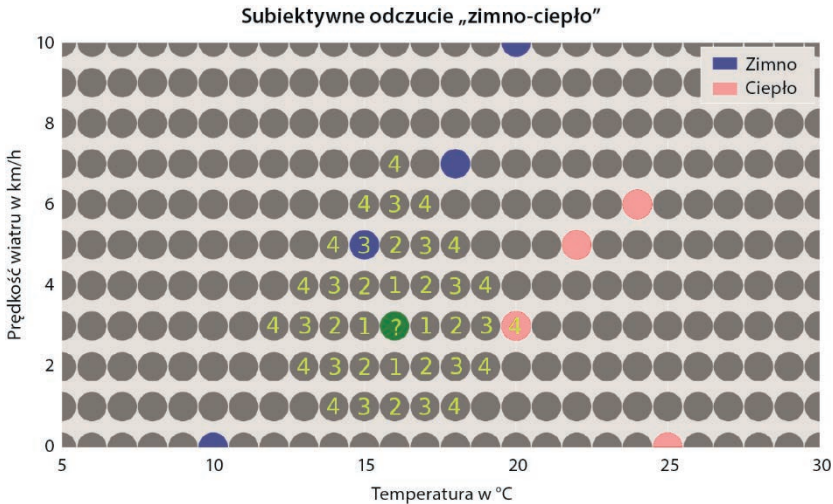


Rysunek 1.2. Niewiadomy punkt podlegający klasyfikacji

Do określenia odległości między dwoma punktami $N_1 = (x_1, y_1)$ i $N_2 = (x_2, y_2)$ użyjemy tzw. **metryki Manhattan**, zdefiniowanej następująco:

$$d_{Man} = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$$

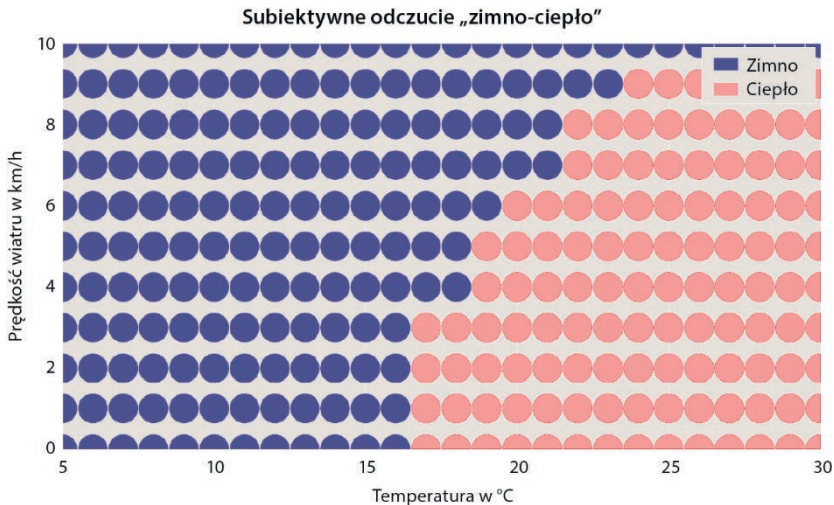
Na rysunku 1.3 badany punkt (16°C, 3 km/h) oznaczony jest znakiem zapytania, a jego sąsiadów oznaczono liczbami wyrażającymi odległość od niego według metryki d_{Man} .



Rysunek 1.3. Najbliższe sąsiedztwo badanego punktu

Spośród punktów jawnie wymienionych przez Marysię, najbliższym punktu badanego (w sensie odległości d_{Man}) jest punkt (15°C, 5 km/h) subiektywnie sklasyfikowany jako „zimny”. Jest odległy od badanego punktu o 3 jednostki; najbliższy subiektywnie „zimny” punkt odległy jest od badanego o 4 jednostki. Zgodnie z algorytmem 1-NN decydujący jest sąsiad położony bliżej, czyli „zimny” punkt odległy od badanego o 3 jednostki. Ergo — przy temperaturze 16°C i wietrze 3 km/h Marysia będzie odczuwała zimno.

Opisaną procedurę klasyfikacyjną można zastosować do każdego punktu diagramu, otrzymując kompletny wykres, jak na rysunku 1.4.



Rysunek 1.4. Wynik klasyfikacji punktów

Co jednak począć w sytuacji, gdy najbliższy badanemu punkt „zimny” znajduje się w tej samej odległości, co najbliższy punkt „ciepły”? Na naszym wykresie takim punktem jest na przykład punkt (20°C, 6 km/h). Konieczne staje się wówczas określenie dodatkowych kryteriów, na przykład zasad pierwszeństwa jednej klasy przed drugą, czy nawet rezygnacja z klasyfikowania takich „granicznych” punktów — wszystko to jest specyfiką konkretnego problemu i konkretnej implementacji algorytmu.

Implementacja algorytmu k najbliższych sąsiadów

Opisana metoda zaimplementowana została w postaci programu w języku Python. Główny plik programu — `knn_to_data.py` — znajduje się w katalogu `temperature_preferences` wewnątrz pakietu przykładowych programów dostępnego do pobrania z witryny Wydawnictwa Helion; tam też znajdują się pliki z przykładowymi danymi. Na listingu 1.1 przedstawiam najważniejsze fragmenty wspomnianego programu, w dalszej części rozdziału zaprezentuję jego moduł odpowiedzialny za wizualizację dokonanej klasyfikacji.

Listing 1.1. Implementacja algorytmu k-NN w języku Python

```

# knn_to_data.py
# Implementacja algorytmu knn
# Plik wejściowy jest plikiem tekstowym, którego każda linia zawiera dwie pozycje:
# temperaturę (w st. Celsjusza),
# prędkość wiatru w km/h

import sys
sys.path.append('.')
sys.path.append('.././common')
import knn # noqa
import common # noqa

# Początek programu
# Np. "temperature_preferences.data"
input_file = sys.argv[1]
# Np. "temperature_preferences_completed.data"
output_file = sys.argv[2]
k = int(sys.argv[3])
x_from = int(sys.argv[4])
x_to = int(sys.argv[5])
y_from = int(sys.argv[6])
y_to = int(sys.argv[7])

data = common.load_3row_data_to_dic(input_file)
new_data = knn.knn_to_2d_data(data, x_from, x_to, y_from, y_to, k)
common.save_3row_data_from_dic(output_file, new_data)

# common\common.py
*** Biblioteka wspólnych programów i funkcji ***
def dic_inc(dic, key):
    if key is None:
        pass
    if dic.get(key, None) is None:
        dic[key] = 1
    else:
        dic[key] = dic[key] + 1

# knn.py
*** Biblioteka funkcji implementujących algorytm knn ***

# Resetuje liczniki sąsiadów i grup klas dla wybranego punktu
def info_reset(info):
    info['nbhd_count'] = 0
    info['class_count'] = {}

# Znajduje klasę sąsiada o współrzędnych (x, y)
# Jeśli klasa ta jest znana, sąsiad jest uwzględniany

def info_add(info, data, x, y):
    group = data.get((x, y), None)
    common.dic_inc(info['class_count'], group)
    info['nbhd_count'] += int(group is not None)

# Stosuje algorytm k-NN do danych dwuwymiarowych, uwzględniając k najbliższych
# sąsiadów według metryki Manhattan.
# Współrzędne pełni w słowniku rolę kluczy, wartościami są klasy.

```

```

# Współrzędne (x, y) mieszczą się w zakresie [x_from, x_to] ... [y_from, y_to].
def knn_to_2d_data(data, x_from, x_to, y_from, y_to, k):
    new_data = {}
    info = {}
    # Przejdź przez wszystkie możliwe współrzędne
    for y in range(y_from, y_to + 1):
        for x in range(x_from, x_to + 1):
            info_reset(info)
            # Uwzględnij liczbę sąsiadów dla każdej grupy klas i dla każdej
            # odległości, począwszy od 0 aż do znalezienia co najmniej
            # k sąsiadów o znanej klasie
            for dist in range(0, x_to - x_from + y_to - y_from):
                # Uwzględnij sąsiadów oddalonych o "dist" od badanego
                # punktu (x, y)
                if dist == 0:
                    info_add(info, data, x, y)
                else:
                    for i in range(0, dist + 1):
                        info_add(info, data, x - i, y + dist - i)
                        info_add(info, data, x + dist - i, y - i)
                    for i in range(1, dist):
                        info_add(info, data, x + i, y + dist - i)
                        info_add(info, data, x - dist + i, y - i)
            # Ponieważ wiele punktów może być jednakowo odległych od badanego punktu (x, y)
            # możemy mieć więcej niż k najbliższych sąsiadów.
            # Gdy ich liczba osiągnie lub przekroczy k, przerywamy pętlę
            if info['nbhd_count'] >= k:
                break
            class_max_count = None
            # Wybierz klasę o największym liczniku sąsiadów
            # spośród k najbliższych sąsiadów
            for group, count in info['class_count'].items():
                if group is not None and (class_max_count is None or
                    count > info['class_count'][class_max_count]):
                    class_max_count = group
            new_data[x, y] = class_max_count
    return new_data

```

Dane wejściowe

Plik danych wejściowych do opisywanego programu — *temperature_preferences.data* — jest plikiem tekstowym, którego poszczególne wiersze odpowiadają punktom danych o znanych klasach. Każdy wiersz zawiera kolejno trzy elementy: temperaturę w stopniach Celsjusza, prędkość wiatru w km/h i nazwę klasy reprezentującej subiektywne odczucie („zimno” albo „ciepło”). Zgodnie z deklaracją Marysi, zawartość tego pliku jest następująca:

```

10 0 zimno
25 0 ciepło
15 5 zimno
20 3 ciepło
18 7 zimno
20 10 zimno
22 5 ciepło
24 6 ciepło

```

Wynik klasyfikacji

Program, uruchomiony za pomocą polecenia

```
$ python knn_to_data.py temperature_preferences.data
temperature_preferences_completed.data 1 5 30 0 10
```

wykonał, za pomocą algorytmu k-NN dla $k = 1$, klasyfikację dla punktów o temperaturze zmieniającej się od 5 do 30 z krokiem 1 i dla prędkości wiatru zmieniającej się od 0 do 10 z krokiem 1, czyli dla $(30-5+1) \times (10-0+1) = 286$ punktów. Wynik klasyfikacji zapisany został w pliku tekstowym *temperature_preferences_completed.data*. Pracując w Linuksie, za pomocą polecenia `wc` możemy się przekonać, że plik istotnie zawiera 286 wierszy, a stosując polecenie `head` możemy wyświetlić 10 początkowych:

```
$ wc -l temperature_preferences_completed.data
286 temperature_preferences_completed.data

$ head -10 temperature_preferences_completed.data
7 3 zimno
6 9 zimno
12 1 zimno
16 6 zimno
16 9 zimno
14 4 zimno
13 4 zimno
19 4 ciepło
18 4 zimno
15 1 zimno
```

(W Windows możemy użyć dowolnego programu zapewniającego numerowanie wierszy, na przykład edytora *PsPad*).

Wizualizacja

Wyniki klasyfikacji mogą zostać wyświetlone w postaci diagramu, utworzonego przy użyciu biblioteki *matplotlib*. Służy do tego program *temperature_preferences_draw_graph.py*, widoczny na listingu 1.2, wywoływany bez parametrów (nazwa pliku wejściowego *temperature_preferences_completed.data* jest ustalona w kodzie programu).

Listing 1.2. Prezentacja wyników klasyfikacji przy użyciu biblioteki *matplotlib*

```
# common/common.py
# Zwraca słownik złożony z trzech list, zawierających:
# 1. Współrzędne x punktów
# 2. Współrzędne y punktów
# 3. Kolory wyświetlania punktów (w postaci numerycznej)
def get_x_y_colors(data):
    dic = {}
    dic['x'] = [0] * len(data)
    dic['y'] = [0] * len(data)
    dic['colors'] = [0] * len(data)
    for i in range(0, len(data)):
        dic['x'][i] = data[i][0]
        dic['y'][i] = data[i][1]
        dic['colors'][i] = data[i][2]
    return dic
```

```

# temperature_preferences_draw_graph.py
import sys
sys.path.append('.././common') # noqa
import common
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.patches as mpatches
import matplotlib
matplotlib.style.use('ggplot')

data_file_name = 'temperature_preferences_completed.data'
temp_from = 5
temp_to = 30
wind_from = 0
wind_to = 10

data = np.loadtxt(open(data_file_name, 'r'),
                  dtype={'names': ('temperature', 'wind', 'perception'),
                        'formats': ('i4', 'i4', 'S4')})

# Przyporządkowanie kolorów wyświetlania do poszczególnych klas
for i in range(0, len(data)):
    if data[i][2] == 'zimno':
        data[i][2] = 'blue'
    elif data[i][2] == 'ciepło':
        data[i][2] = 'red'
    else:
        data[i][2] = 'gray'

# Konwersja tablicy na format wyświetlania
data_processed = common.get_x_y_colors(data)

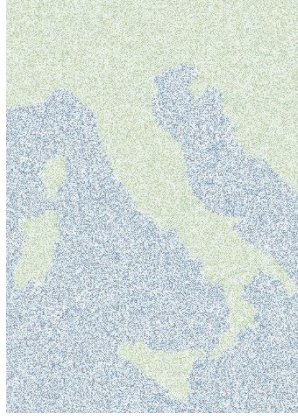
# Rysowanie wykresu.
plt.title('Subiektywne odczuwanie temperatury')
plt.xlabel('Temperatura w °C')
plt.ylabel('Prędkość wiatru w km/h')
plt.axis([temp_from, temp_to, wind_from, wind_to])
# Dodanie legendy do wykresu
blue_patch = mpatches.Patch(color='blue', label='zimno')
red_patch = mpatches.Patch(color='red', label='ciepło')
plt.legend(handles=[blue_patch, red_patch])
plt.scatter(data_processed['x'], data_processed['y'],
            c=data_processed['colors'], s=[1400] * len(data))
plt.show()

```

Mapa Włoch — przykład doboru wartości k

Załóżmy, że dysponujemy mapą Włoch i ich najbliższego otoczenia i że ok.1 procenta powierzchni tej mapy pokryte jest kolorowymi punktami. Punkt oznaczony kolorem zielonym znajduje się w obszarze lądu, analogicznie — punkt niebieski znajduje się na obszarze morza. Pozostała część mapy to biały obszar; naszym zadaniem jest sklasyfikowanie wybranych punktów tego białego obszaru w kategoriach „ląd-morze”.

Jak można się spodziewać, mapa z 1-procentowym pokryciem punktowym jest praktycznie niewidoczna, gdy jednak zwiększymy jej pokrycie do 33%, otrzymamy obraz widoczny na rysunku 1.5.



Rysunek 1.5. Mapa Włoch — wersja 1

Analiza

Do rozwiązania tak postawionego problemu, czyli zwiększenia stopnia pokrycia mapy, użyjemy algorytmu k -NN z dowolną wartością k . Będziemy mianowicie analizować k najbliższych sąsiadów punktu badanego i klasyfikować ten punkt na zasadzie większości: jeżeli mianowicie wśród k najbliższych sąsiadów będzie więcej punktów zielonych niż niebieskich, badany punkt sklasyfikujemy jako zielony (czyli znajdujący się na lądzie), w przeciwnym razie sklasyfikujemy go jako niebieski. Aby wykluczyć kłopotliwe sytuacje „remisowe”, będziemy rozpatrywać wyłącznie nieparzyste wartości k . Odległość między punktami będziemy mierzyć w zwykłej metryce euklidesowej — dla punktów $X = (x_0, x_1)$ i $Y = (y_0, y_1)$ definiujemy ją jako

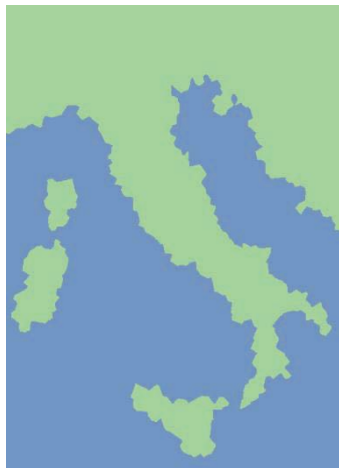
$$d_{euclid} = \sqrt{(x_0 - y_0)^2 + (x_1 - y_1)^2}$$

Metryka euklidesowa jest najbardziej intuicyjna, bowiem odpowiada odległości mierzonej zwykłą linijką (rysunek 1.6):



Rysunek 1.6. Odległość euklidesowa między punktami

Dążąc do wybrania najlepszej (z perspektywy jakości rozwiązania) wartości k , wykonaliśmy algorytm k -NN dla k równego (kolejno) 1, 3, 5, 7 i 9, otrzymując rezultaty przedstawione na rysunkach 1.7 – 1.11:



Rysunek 1.7. Mapa Włoch — pokrycie dla $k=1$



Rysunek 1.8. Mapa Włoch — pokrycie dla $k=3$

Jak można było oczekiwać, im większa wartość k , tym mniej „poszarpane” są granice między lądem a morzem. Oczywiście interesującym doświadczeniem będzie porównanie wyników klasyfikacji z autentyczną mapą Włoch, widoczną na rysunku 1.12.



Rysunek 1.9. Mapa Włoch — pokrycie dla $k=5$



Rysunek 1.10. Mapa Włoch — pokrycie dla $k=7$

Miarą dokładności algorytmu z pewnością będzie procentowy udział punktów błędnie sklasyfikowanych w ogólnej liczbie punktów — im mniejszy, tym lepiej. Wyniki porównania dla poszczególnych wartości k przedstawione są w tabeli 1.2.



Rysunek 1.11. Mapa Włoch — pokrycie dla $k=9$



Rysunek 1.12. Kompletna mapa Włoch

Tabela 1.2. Weryfikacja trafności klasyfikacji punktów na mapie Włoch

Liczba uwzględnianych sąsiadów (k)	Udział błędnie sklasyfikowanych punktów (w %)
1	2,97
3	3,24
5	3,29
7	3,40
9	3,57

Jak widać, w tym szczególnym przypadku najlepszą zgodność z oryginałem wykazuje klasyfikacja wykonana dla $k = 1$. Przypadek ten jest jednak o tyle nietypowy, że zwykle nie dysponujemy obiektywnym wzorcem dla porównania wykonywanych klasyfikacji, lecz jedynie przybliżeniem takowego. Powrócimy do tej kwestii, rozważając problem 4 na końcu tego rozdziału.

Skalowanie danych — prognozowanie statusu własności

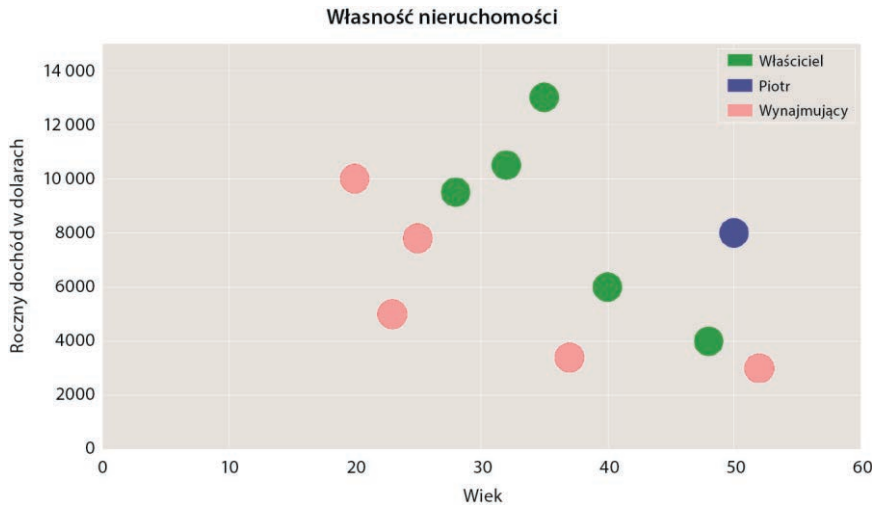
Pewna firma, specjalizująca się w ubezpieczeniach nieruchomości, zainteresowana jest kierowaniem swej oferty do właścicieli domów na pewnym obszarze; nie interesują jej zoczywistych względów lokatorzy zamieszkujący w domach na zasadzie wynajmu, a jedynie właściciele. W firmie tej zdają sobie sprawę z faktu, że bycie właścicielem nieruchomości pozostaje w pewnej korelacji z dwoma czynnikami: wiekiem lokatora i osiąganymi przez niego dochodami. Kierownictwo dysponuje także pewnymi wyrywkowymi danymi w tym względzie, przedstawionymi w tabeli 1.3.

Tabela 1.3. Status własności domu w zależności od wieku osoby zamieszkującej i jej dochodów

Wiek	Roczny dochód (w dolarach)	Czy właściciel?
23	50 000	Nie
37	34 000	Nie
48	40 000	Tak
52	30 000	Nie
28	95 000	Tak
25	78 000	Nie
35	130 000	Tak
32	105 000	Tak
20	100 000	Nie
40	60 000	Tak
50	80 000	?

Ostatni wiersz tej tabeli reprezentuje Piotra, do którego firma chciałaby skierować swą ofertę, nie wie jednak, czy jest on właścicielem domu, w którym mieszka (stąd znak zapytania w ostatniej kolumnie) i chciałaby tę informację wydedukować z poprzednich wierszy.

Zawartość tej tabeli można zilustrować na dwuwymiarowym diagramie, widocznym na rysunku 1.13.



Rysunek 1.13. Własność nieruchomości w zależności od wieku i dochodu — ujęcie graficzne

Analiza

Do rozwiązania tego problemu moglibyśmy wykorzystać algorytm 1-NN, powinniśmy jednak zwrócić uwagę na pewien istotny fakt: rozpiętość wartości rocznych dochodów jest znacznie większa niż rozpiętość wieku ankietowanych osób — odległość między (relatywnie) bliskimi dochodami 115 000 i 116 000 wynosi 1000 jednostek, podczas gdy odległość między skrajnymi wartościami wieku tylko 32 jednostki. Ponieważ obie te wielkości — dochód i wiek — reprezentowane będą na osiach tego samego wykresu, musimy dokonać ich przeskalowania, czyli odwzorowania zakresu zmian każdej z nich na przedział (domknięty) $<0, 1>$. Najbardziej oczywista formuła wyznaczająca to przeskalowanie ma postać:

$$\text{wartość przeskalowana} = \frac{\text{wartość oryginalna} - \text{wartość minimalna}}{\text{wartość maksymalna} - \text{wartość minimalna}}$$

w szczególności:

$$\text{wiek przeskalowany} = \frac{\text{wiek oryginalny} - \text{wiek minimalny}}{\text{wiek maksymalny} - \text{wiek minimalny}}$$

$$\text{dochód przeskalowany} = \frac{\text{dochód oryginalny} - \text{dochód minimalny}}{\text{dochód maksymalny} - \text{dochód minimalny}}$$

Wyniki takiego skalowania prezentują się jak w tabeli 1.4.

Jeśli do tak przeskalowanych danych zastosujemy algorytm 1-NN z metryką euklidesową, w przypadku Piotra bardziej prawdopodobne będzie to, że jest on właścicielem, a nie najemcą. Gdybyśmy jednak pominieli skalowanie i zastosowali algorytm 1-NN do oryginalnych danych, otrzymalibyśmy wynik odwrotny. Powróćmy do tej kwestii w problemie nr 5 na końcu tego rozdziału.

Tabela 1.4. Status własności domu — wynik przeskalowania danych

Wiek	Przeskalowany wiek	Dochód roczny	Przeskalowany dochód roczny	Czy właściciel?
23	0,09375	50 000	0,2	Nie
37	0,53125	34 000	0,04	Nie
48	0,875	40 000	0,1	Tak
52	1	30 000	0	Nie
28	0,25	95 000	0,65	Tak
25	0,15625	78 000	0,48	Nie
35	0,46875	130 000	1	Tak
32	0,375	105 000	0,75	Tak
20	0	100 000	0,7	Nie
40	0,625	60 000	0,3	Tak
50	0,9375	80 000	0,5	?

Nieeuclidесowe metryki odległości punktów — klasyfikowanie tekstów

Załóżmy, że dysponujemy zestawem dokumentów z dwóch dziedzin tematycznych — matematyki i informatyki. Dla każdego z tych dokumentów dysponujemy statystyką częstotliwości występowania słów „algorithm” i „computer”¹. Dysponujemy również nieznanym dokumentem, dla którego chcielibyśmy wydedukować prawdopodobną tematykę (matematyka czy informatyka?) na podstawie wspomnianej statystyki. Dostępne dane przedstawione są w tabeli 1.5.

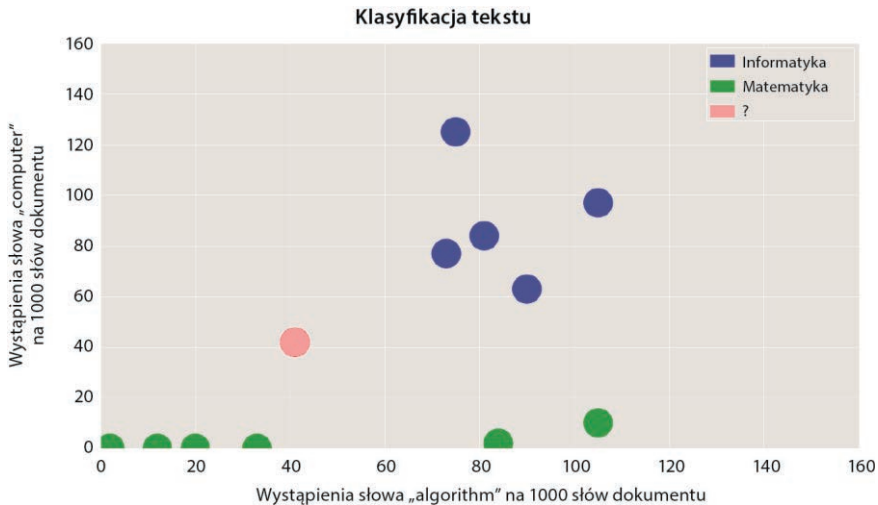
Już na pierwszy rzut oka dokumenty o dużej częstotliwości występowania obu słów kluczowych („algorithm” i „computer”) można rozpoznać jako traktujące o informatyce. Teksty z dużą liczbą wystąpień słowa „algorithm”, lecz z nikłą (lub zerową) obecnością słowa „computer” związane są z matematyką; wynikać to może poniekąd z faktu, że w historii ludzkości algorytmy pojawiały się już kilka tysięcy lat przed skonstruowaniem pierwszego komputera (czego przykładem jest chociażby algorytm obliczania największego wspólnego dzielnika autorstwa Euklidesa czy chińskie twierdzenie o resztach).

Zawartość przedstawionej tabeli prezentuje się na wykresie tak, jak pokazuje rysunek 1.14 — prognozowany dokument zawiera średnio 41 wystąpień słowa „algorithm” i 42 wyrazu „computer” na 1000 słów.

¹ Zachowaliśmy wersję oryginalną, w języku polskim wobec odmiany rzeczowników przez przypadki opisywana analiza nie miałaby racji bytu — *przyp. red.*

Tabela 1.5. Statystyka występowania słów „algorithm” i „computer” w dostępnych dokumentach o znanej tematyce

Wystąpienia słowa „algorithm” na 1000 słów dokumentu	Wystąpienia słowa „computer” na 1000 słów dokumentu	Tematyka dokumentu
153	150	Informatyka
105	97	Informatyka
75	125	Informatyka
81	84	Informatyka
73	77	Informatyka
90	63	Informatyka
20	0	Matematyka
33	0	Matematyka
105	10	Matematyka
2	0	Matematyka
84	2	Matematyka
12	0	Matematyka
41	42	?



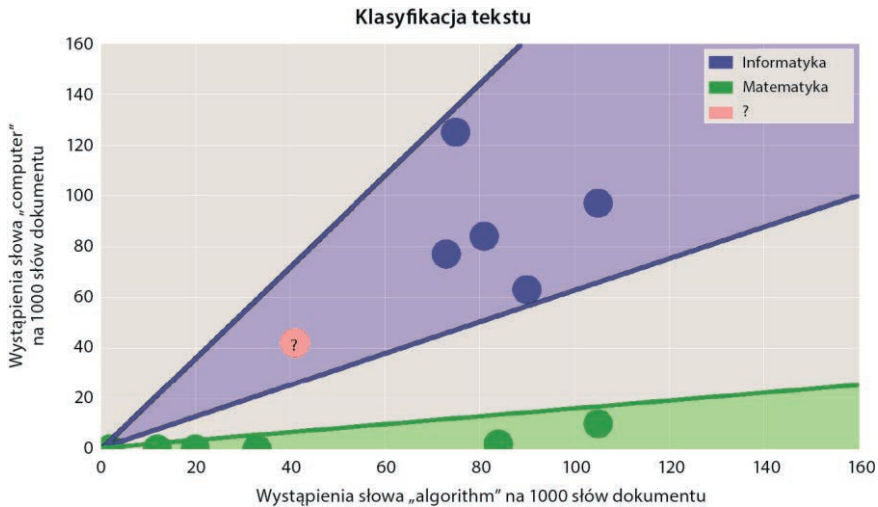
Rysunek 1.14. Badany dokument w kontekście dokumentów o znanej tematyce

Analiza

Gdybyśmy zastosowali do tego przypadku algorytm 1-NN z metryką euklidesową lub metryką Manhattanu, przedmiotowy dokument zostałby sklasyfikowany jako traktujący o matematyce. Intuicyjnie wydaje się to sprzeczne ze wstępnym spostrzeżeniem, według którego dokumenty

o „zrównoważonym” występowaniu obu słów kluczowych są raczej dokumentami informacyjnymi, nie matematycznymi. Możemy podejrzewać, że jest to konsekwencja zastosowania nieodpowiedniej metryki.

Zastosujmy więc metrykę cokolwiek inną od wspomnianych: jako odległość między punktami przyjąlibyśmy ich *odległość kątową*, czyli rozwartość kąta, na którego ramionach leżą rzeczony punkty i którego wierzchołek znajduje się w początku układu współrzędnych. Koncepcję tę ilustruje rysunek 1.15.



Rysunek 1.15. Klasyfikacja punktów w metryce kątowej

Ze względu na efektywność obliczeń wygodniej jest jednak przyjąć inną miarę odległości między punktami: nie opisywany kąt bezpośrednio, lecz jego *kosinus* — ten bowiem łatwo daje się obliczyć na podstawie współrzędnych obu punktów, z definicji iloczynu skalarnego dwóch wektorów. Niech mianowicie przedmiotowe punkty mają współrzędne:

$$a = (a_x, a_y), b = (b_x, b_y)$$

Odległości (euklidesowe) obu punktów od początku układu współrzędnych wynoszą:

$$|a| = \sqrt{a_x^2 + a_y^2}, |b| = \sqrt{b_x^2 + b_y^2}$$

Ze wzoru na iloczyn skalarny wektorów

$$|a||b|\cos(\theta) = a \cdot b = a_x \cdot b_x + a_y \cdot b_y$$

otrzymujemy²

$$\cos(\theta) = \frac{a_x \cdot b_x + a_y \cdot b_y}{|a||b|}$$

Stosując do owej metryki algorytm 1-NN i pamiętając, że kosinus jest funkcją malejącą w przedziale $(0, \pi)$ — im mniejsza wartość, tym punkty bardziej odległe — otrzymamy werdykt, że badany dokument jest dokumentem informatycznym.

Klasyfikowania tekstów ciąg dalszy — wielowymiarowy algorytm k-NN

Opisane klasyfikowanie dokumentu na podstawie częstości występowania dwóch ustalonych słów można uogólnić na przypadek, gdy dysponujemy częstościami występowania większej liczby słów kluczowych. W tabeli 1.6 przedstawiona jest statystyka 120 słów występujących najczęściej w angielskiej wersji *Biblii Króla Jakuba* (ang. *King James Bible*), dostępnej w formie e-booka w ramach Projektu Gutenberg.

Tabela 1.6. Statystyka występowania słów w angielskiej wersji Biblii Króla Jakuba

1. the 8,07%	41. when 0,36%	81. go 0,19%
2. and 6,51%	42. this 0,36%	82. hand 0,18%
3. of 4,37%	43. out 0,35%	83. us 0,18%
4. to 1,72%	44. were 0,35%	84. saying 0,18%
5. that 1,63%	45. upon 0,35%	85. made 0,18%
6. in 1,60%	46. man 0,34	87. went 0,18%
7. he 1,31%	47. you 0,34%	88. even 0,18%
8. shall 1,24%	48. by 0,33%	89. do 0,17%
9. for 1,13%	49. Israel 0,32%	90. niw 0,17%
10. unto 1,13%	50. king 0,32%	91. behold 0,17%
11. i 1,11%	51. son 0,30%	92. saith 0,16%
12. his 1,07%	52. up 0,30%	93. therefore 0,16%
13. a 1,04%	53. there 0,29%	94. every 0,16%

² Równie dobrze można by przyjąć w tej roli *sinus* wspomnianego kąta, obliczany na podstawie iloczynu wektorowego:

$$\sin(\theta) = \frac{|a_x \cdot b_y - a_y \cdot b_x|}{|a||b|}$$

lub jego *tangens*

$$\operatorname{tg}(\theta) = \frac{|a_x \cdot b_y - a_y \cdot b_x|}{a_x \cdot b_x + a_y \cdot b_y}$$

Obie funkcje są bowiem funkcjami rosnącymi w przeciwieństwie do kosinusa — *przyp. thm*.

Tabela 1.6. Statystyka występowania słów w angielskiej wersji Biblii Króla Jakuba — *ciąg dalszy*

14. lord 1,00%	54. hath 0,28%	95. these 0,15%
15. they 0,93%	55. then 0,27	96. became 0,15%
16. be 0,88%	56. people 0,27%	97. or 0,15%
17. is 0,88%	57. came 0,26%	98. after 0,15%
18. him 0,84%	58. had 0,25%	99. our 0,15%
19. not 0,83%	59. house 0,25%	100. things 0,15%
20. them 0,81%	60. on 0,25%	101. father 0,14%
21. it 0,77%	61. into 0,25%	102. down 0,14%
22. with 0,76%	62. her 0,25%	103. sons 0,14%
23. all 0,71%	63. come 0,25%	104. hast 0,13%
24. thou 0,69%	64. one 0,25%	105. David 0,13%
25. thy 0,58%	65. we 0,23%	106. o 0,13%
26. was 0,57%	66. children 0,23%	107. make 0,13%
27. god 0,56	67. s 0,23%	108. say 0,13%
28. which 0,56%	68. before 0,23%	109. may 0,13%
29. my 0,55%	69. your 0,23%	110. over 0,13%
30. me 0,52%	70. also 0,22%	111. did 0,13%
31. said 0,50%	71. day 0,22%	112. earth 0,12%
32. but 0,50%	72. land 0,22%	113. what 0,12%
33. ye 0,50%	74. so 0,21%	114. Jesus 0,12%
34. their 0,50%	75. men 0,21%	115. she 0,12%
35. have 0,49%	76. against 0,21%	116. who 0,12%
36. will 0,48%	77. shalt 0,20%	117. great 0,12%
37. thee 0,48%	78. if 0,20%	118. name 0,12%
38. from 0,46%	79. at 0,20%	119. any 0,12%
39. as 0,44%	80. let 0,19%	120. thine 0,12%
40. are 0,37%		

Naszym zadaniem jest znalezienie metryki, która na podstawie częstości występowania słów kluczowych z ustalonego zbioru w każdym z dwóch dokumentów adekwatnie wyraża ich semantyczne podobieństwo. Wykorzystując tę metrykę w algorytmie k-NN, będziemy mogli klasyfikować semantycznie nowe teksty, na podstawie tych, których semantykę już znamy.

Analiza

Dysponując statystyką N najczęściej występujących słów kluczowych w tym dokumencie, możemy wprost zdefiniować reprezentujący go N -wymiarowy wektor; miarą „odległości” semantycznej między dwoma dokumentami może być wówczas odległość pomiędzy reprezentującymi je wektorami, mierzona w ustalonej metryce (na przykład euklidesowej).

Problem w tym, że tylko niektóre z najczęściej występujących słów kluczowych mają bezpośredni związek z semantyką dokumentu, obecność wielu wynika bowiem z reguł gramatycznych, obowiązujących we wszystkich tekstach w danym języku, bez względu na ich semantykę. Wśród wspomnianych 120 słów najbardziej reprezentatywne wydają się:

lord 1,0%	Israel 0,32%	David 0,13%
god 0,56%	king 0,32%	Jesus 0,12%

Wyrazy te bardziej pasują do treści o charakterze chrześcijańskim niż (na przykład) matematycznym. Inne z kolei są raczej semantycznie neutralne:

the 8,07%	of 4,37%	that 1,63%
and 6,51 %	to 1,72%	in 1,60%

Wykazują one tendencję do częstego występowania w tekstach o różnej tematyce — matematycznych, literackich itp. — a różna ich częstotliwość wynika raczej z przyjętego stylu pisarskiego niż z konkretnej treści. Stąd wniosek, że klasyfikując tekst na podstawie statystyki występowania w nim poszczególnych słów musimy ograniczyć się do wyrazów rzeczywiście istotnych, ignorując te mało znaczące. Nie tylko redukuje to wymiarowość badanej przestrzeni, lecz także zmniejsza prawdopodobieństwo błędnej klasyfikacji. Powrócimy do tej kwestii w problemie nr 6.

Podsumowanie

Ten rozdział poświęcony był algorytmowi k najbliższych sąsiadów (ang. *k-nearest neighbor algorithm*) jako algorytmowi klasyfikującemu badany punkt danych pod kątem przynależności do jednej z klas — tej, do której należy większość jego najbliższych sąsiadów. Odległość między punktami mierzona jest według przyjętej metryki, będącej funkcją współrzędnych tych punktów. Spośród rozmaitych możliwych metryk najczęściej stosowanymi są: metryka euklidesowa, metryka Manhattanu oraz metryki oparte na kącie, jaki tworzą promienie wodzący punktów, a dokładniej — na funkcjach trygonometrycznych tego kąta (sinusie, kosinusie lub tangensie). Pokazałem także przykłady eksperymentalnego doboru wartości k dla algorytmu k -NN oraz wpływ definiowania różnych metryk na adekwatność rozwiązań. W jednym z przykładów zilustrowałem także znaczenie, jakie dla dokładności wyniku ma redukcja wymiarowości przestrzeni danych poprzez eliminowanie punktów mniej istotnych z perspektywy rozwiązywanego problemu. Podobne znaczenie ma również właściwe skalowanie danych w każdym wymiarze.

W następnym rozdziale zajmiemy się twierdzeniem Bayesa jako podstawą klasyfikacji elementów w oparciu o teorię prawdopodobieństwa.

Problemy

Zajmiemy się teraz przedyskutowaniem kilku problemów związanych z omawianymi wcześniej zagadnieniami, czyli

- prognozowaniem subiektywnego odczuwania temperatury,
- wyborem wartości k dla algorytmu k -NN,
- przewidywaniem statusu własności nieruchomości.

Zalecam Czytelnikom, w trosce o jak najlepsze zrozumienie tematyki tego rozdziału, próbę samodzielnego rozwiązania, a dopiero później skonfrontowanie własnych przemyśleń z treścią analizy.

Subiektywne odczuwanie temperatury

Problem 1. Wyobraźmy sobie, że Marysia deklaruje odczuwanie zimna przy temperaturze -50°C , lecz temperatura 20°C jest odczuwana przez nią jako ciepło. Jakie będą w tej sytuacji wyniki algorytmu 1-NN dla temperatur 22°C , 15°C i -10°C ? Czy Twoim zdaniem algorytm trafnie przewidzi subiektywne odczucia Marysi? Jeśli uważasz, że nie, podaj tego przyczynę i zaproponuj usprawnienie algorytmu w kierunku dokonywania lepszych klasyfikacji.

Problem 2. Czy Twoim zdaniem algorytm 1-NN da lepsze wyniki niż algorytm k -NN dla $k > 1$?

Problem 3. Załóżmy, że wśród deklarowanych przez Marysię preferencji temperaturowych znajdują się takie, że temperatura 17°C odczuwana jest jako „ciepła”, zaś temperatura 18°C — jako „zimna”; Marysia czuje się „cieplej” w niższej temperaturze. Jak mógłbyś wyjaśnić występowanie tego rodzaju sprzecznych danych? Jak można by je traktować w procesie analizy? Jak można by zapobiegać ich występowaniu? Czy może danym temperaturowym powinny towarzyszyć dane o innych charakterze? Zakładając, że dysponujemy wyłącznie danymi temperaturowymi — czy algorytm 1-NN wciąż okaże się lepszy niż k -NN, czy może istnieje lepsza wartość $k > 1$?

Mapa Włoch — przykład doboru wartości k

Problem 4. Załóżmy, że nie dysponujemy kompletną mapą Włoch, nie potrafimy więc obliczyć stopnia błędnej klasyfikacji „białych” punktów dla poszczególnych wartości k . Jaką w tej sytuacji zaproponowałbyś metodę wyboru wartości k optymalnej pod względem dokładności uzupełnienia mapy?

Status własności

Problem 5. Używając danych przedstawionych w podrozdziale poświęconym tej tematyce, wykonaj klasyfikację punktu reprezentującego Piotra, wykorzystując metrykę euklidesową w odniesieniu do:

- a) danych oryginalnych (nieprzeskalowanych),
- b) danych przeskalowanych.

Jak w każdym z tych przypadków przedstawia się sąsiad najbliższy Piotrowi? W którym przypadku sąsiad ten jest właścicielem nieruchomości?

Problem 6. Załóżmy, że wśród zasobów Projektu Gutenberg (<http://www.gutenberg.org>) poszukujemy publikacji podobnej semantycznie do wybranej pozycji (na przykład *Biblii Króla Jakuba*), wykorzystując algorytm 1-NN. Jaką w tym przypadku zaproponowałbyś metrykę mierzącą podobieństwo między publikacjami?

Analiza

Problem 1. Temperatura -8°C bliższa jest 20°C niż -50°C , powinna być więc odczuwana przez Marysię jako „ciepła”, co jest raczej mało prawdopodobne w konfrontacji z doświadczeniami większości z nas. W sytuacjach bardziej skomplikowanych zwodnicze wyniki analizy mogą być punktem wyjścia do formułowania fałszywych wniosków, szczególnie gdy osobom wnoszącym brak jest doświadczenia w przedmiotowej dziedzinie. Nie zapominajmy bowiem, że *data science* zasadza się nie tylko na analizie danych, lecz także na rzeczowej wiedzy ekspertów. Warunkiem wyciągnięcia właściwych wniosków z analizy danych jest solidne zrozumienie zarówno problemu, jak i wspomnianych danych zebranych w drodze eksperymentu.

Zgodnie z rozstrzygnięciami algorytmu, temperaturę 22°C powinna Marysia odczuwać jako „ciepłą”. „Ciepła” jest bowiem temperatura 20°C i — zgodnie z intuicją — wszystkie od niej wyższe. Także temperaturę 15°C algorytm powinien zaklasyfikować jako „ciepłą” — co jednak w kontekście naszych codziennych doświadczeń nie jest już takie oczywiste.

Nasz algorytm może dać lepsze wyniki, jeżeli dostarczymy mu większej ilości danych eksperymentalnych. Gdyby na przykład Marysia zadeklarowała, że odczuwa temperaturę 14°C jako „zimną”, algorytm zaklasyfikuje jako „zimną” temperaturę 15°C , dla której 14°C jest najbliższym sąsiadem.

Problem 2. Nasze dane eksperymentalne są jednowymiarowe (tylko temperatura), klasyfikowane są w dwóch klasach („zimno” albo „ciepło”) i mają własność monotoniczności — im wyższa temperatura, tym większe prawdopodobieństwo subiektywnego odczuwania jej jako „cieplej”. Ponadto, nawet gdyby Marysia określiła swe subiektywne odczucia dla temperatur $-40, -39, \dots, 39, 40^{\circ}\text{C}$ w odstępach co jeden stopień, i tak nasz zestaw danych byłby bardzo ograniczony. Najlepiej więc w procesie klasyfikacji ograniczyć się do jednego najbliższego sąsiada.

Problem 3. Główną przyczyną sprzeczności (niespójności) danych jest niewłaściwy sposób pozyskiwania danych eksperymentalnych. Skutki tego łagodzić można głównie przez zwiększenie liczby wykonywanych eksperymentów.

Jest ponadto zrozumiałe, że subiektywne odczuwanie temperatury nie jest tylko funkcją samej temperatury, lecz uzależnione jest od kilku innych czynników: prędkości wiatru, wilgotności powietrza, nasłonecznienia itp. a także ubioru — przecież w określonych warunkach pogodowych Marysia ubrana w płaszcz będzie czuła się inaczej niż odziana w kostium kąpielowy. Wszystkie te czynniki są dobrymi kandydatami na dodatkowe wymiary przestrzeni danych, z pozytywnymi konsekwencjami dla (spodziewanych) wyników klasyfikacji.

Dysponując jednak tylko jednym wymiarem (temperaturą) moglibyśmy zwiększać liczebność danych wejściowych (na przykład deklarując odczucia temperatur w odstępach co $0,1^{\circ}\text{C}$) lub liczbę uwzględnianych najbliższych sąsiadów (k) z nadzieją na uzyskanie najlepszej klasyfikacji. Sukces tego podejścia byłby jednak uwarunkowany dostępnością niezbędnych danych. Alternatywnym pomysłem mogłoby być uwzględnianie *wszystkich* sąsiadów zlokalizowanych w odległości nie większej od badanego punktu niż ustalone d zamiast ustalonej ich liczby bez narzucania granicznej odległości.

Problem 4. W celu wyznaczenia wartości k skutkującej największą dokładnością, możemy wykorzystać tzw. **walidację krzyżową** (ang. *cross-validation*), której istota opisana jest w dodatku A. Dzielimy mianowicie zbiór dostępnych danych na dwa podzbiory: **podzbiór uczący** (ang. *learning subset*), wykorzystywany do przeprowadzania analiz (w tym przypadku za pomocą algorytmu k -NN) i **podzbiór testowy** (ang. *test subset*), służący do potwierdzania wiarygodności tychże analiz. W przypadku mapy Włoch możemy zaliczyć w poczet zbioru uczącego 80% znanych pikseli, pozostawiając 20% jako obiekt odniesienia do obliczania udziału prawidłowo sklasyfikowanych pikseli.

Problem 5. Zastosowanie algorytmu 1-NN z metryką euklidesową dla różnych typów danych wejściowych daje następujące rezultaty:

- a) dla danych oryginalnych — najbliższym sąsiadem Piotra jest 25-latek z rocznym dochodem 78 000 dolarów; nie jest właścicielem domu, w którym zamieszkuje;
- b) dla danych przeskalowanych — najbliższy sąsiad Piotra ma 40 lat, osiąga dochód roczny 60 000 dolarów i zamieszkuje we własnym domu.

Problem 6. Jeżeli miara podobieństwa między dokumentami ma opierać się na rankingach częstotliwości występowania poszczególnych słów, to w rankingu dla danego dokumentu preferowane muszą być słowa reprezentatywne dla tekstów o danej tematyce, czyli wyraźnie częściej występujące w pewnym podzbiore dokumentów niż w pochodzących spoza tego podzbioru. Zwykły licznik wystąpień danego słowa w danym tekście należy w tym celu zastąpić *częstotliwością ważoną*, czyli odnoszoną do częstotliwości występowania danego słowa w całym zbiorze³:

³ W rozumowaniu tym przyjęto milcząco, że wszystkie dokumenty mają zbliżony rozmiar (mierzony liczbą słów). W sytuacji, gdy rozmiary dokumentów różnią się znacznie między sobą, w ułamku po prawej stronie znaku równości powinny znaleźć się względne częstotliwości występowania danego słowa zamiast bezwzględnych liczb określających jego występowanie — *przypp. tłum.*

$$\text{częstość_ważona}(\text{słowo}, \text{dokument}) = \frac{\text{liczba_wystąpień}(\text{słowo}, \text{dokument})}{\text{liczba_wystąpień}(\text{słowo}, \text{zbiór dokumentów})}$$

Definicja taka wyraźnie deprecjonuje słowa, które często występują w każdym dokumencie, bez względu na jego tematykę.

Skorowidz

A

algorytm EM, 199
algorytm ID3, 65
algorytm k-NN, 13, 199
 dobór wartości k, 20
 implementacja, 16
 wielowymiarowy, 30
algorytm k-średnich, 108, 199
 implementacja, 115
 klasyfikacja dochodów, 110
algorytm najbliższego sąsiedztwa, 13
algorytmy genetyczne, 199
analiza głównych składowych, 199
analiza regresji, 143, 200
analiza sezonowości, 166, 169
analiza szeregów czasowych, 163, 200
analiza trendu, 164, 166
argumenty wywołania programu, 192

B

bagging, 200
budowanie drzewa decyzyjnego, 65

C

centroid klastrera, 109
centrowanie klastrów, 109

D

dane doskonałe, 144
dane niespójne, 77
dobór liczby klastrów, 118
drzewa decyzyjne, 59
drzewo decyzyjne, 200

E

eksploracja tekstu, 200
entropia informacyjna, 61

F

funkcje, 190

G

gałęzie, 60
głębokie uczenie, 200
gra w szachy, 72
grupowanie, 118

I

iloczyn, 195
iloczyn skalarny wektorów, 29
iloczyn wektorowy, 30
implementacja algorytmu ID3, 66
implementacja algorytmu k-NN, 17
implementacja algorytmu konstruowania lasu losowego, 90

implementacja algorytmu k-średnich, 115
 implementacja analizy regresji liniowej, 146
 implementacja metody spadku gradientowego, 152
 implementacja naiwnego
 klasyfikatora bayesowskiego, 43
 instrukcje break i continue, 189
 instrukcje warunkowe, 186

J

język Python, 181

K

klasteryzacja, 107, 111, 125
 klasyfikacja dochodów, 110
 klasyfikowanie dokumentów, 125
 klasyfikowanie przez klasteryzację, 111
 klasyfikowanie tekstów, 27, 30
 komentarze, 182
 konstruowanie drzewa decyzyjnego, 65
 konstruowanie lasów losowych, 84
 konstruowanie lasu losowego, 85, 94
 konwersja temperatur, 144
 korelacja, 196
 krotka, 183

L

las losowy, 200
 lasy losowe, 83
 implementacja algorytmu, 90
 klasyfikacja, 84
 klasyfikowanie cechy, 89
 lista, 184
 losowe drzewa decyzyjne, 97
 losowe drzewa decyzyjne XE "losowe drzewa decyzyjne", 97
 losowe drzewo decyzyjne, 87, 200

Ł

łańcuch, 183

M

mapa Włoch, 24
 maszyna wektorów nośnych, 200
 mediana, 196

metoda najmniejszych kwadratów, 145
 metoda spadku gradientowego, 151
 metryka Manhattanu, 15
 metryki nieeuklidesowe, 27
 metryki odległości punktów, 27
 miara wiarygodności wyniku, 100
 model nieliniowy, 156

N

nachylenie, 196
 naiwny klasyfikator bayesowski, 37, 200
 najbliższe sąsiedztwo, 13
 najbliższe sąsiedztwo punktu, 15
 napis, 183

O

obliczanie zysku informacyjnego, 63
 obliczenia balistyczne, 156
 odchylenie standardowe, 196
 odległość między punktami, 21
 operacje na plikach, 192

P

PageRank, 200
 pętla for, 187
 pętla while, 188
 populacja, 195
 prawdopodobieństwo warunkowe, 37
 prognozowanie statusu własności, 25
 prognozowanie wagi, 149
 próba, 195
 przechwycenie, 196
 przecięcie, 195
 przepływ sterowania, 185
 przetrenowanie, 198
 przewidywanie czasu przelotu, 154
 przyczynowość, 196
 Python, 181

R

regresja, 143
 regresja liniowa, 144, 145
 reguły asocjacyjne a priori, 200
 reprezentowanie danych, 59
 rozkład normalny Gaussa, 197
 rozkład według wartości osobliwych, 201

S

sezonowość, 163, 166, 169
 sieć bayesowska, 201
 sieć neuronowa, 201
 skalowanie danych, 25
 słownik, 185
 spadek gradientowy, 151
 statystyka, 195
 subiektywne odczuwanie temperatury, 14, 33
 szereg czasowy, 163

Ś

Średnia arytmetyczna, 196

T

temperatura, 14
 teoria informacji, 61
 testowanie A/B, 198
 testy medyczne, 38
 trend, 163
 trend liniowy, 164, 178
 twierdzenie Bayesa, 38, 39, 50
 twierdzenie Bayesa dla ciągłych zmiennych losowych, 48
 twierdzenie Bayesa rozszerzone, 40
 typ danych, 182

- float, 183
- int, 182
- krotka, 183
- lista, 184
- napis, 183
- słownik, 185
- zbiór, 184

U

uczenie zespołowe, 201
 ulepszanie, 201

W

walidacja krzyżowa, 140, 197
 wariancja, 196
 wartość oczekiwana, 196
 wejście-wyjście, 192
 wektor własny, 201
 węzły, 60
 wizualizacja, 19
 wnioskoswanie bayesowskie, 197
 wnioskoswanie indukcyjne, 201
 wnioskoswanie z niespójnych danych, 100
 wynikowe drzewo decyzyjne, 76
 wynikowy las losowy, 89
 wyznaczanie centroidu klastra, 109

Z

zagadnienie własne macierzy, 201
 zbiór, 184
 zbiór centroidów, 109
 zdarzenia niezależne warunkujące, 41
 zdarzenia zależne warunkujące, 45
 zmienna losowa, 196
 zysk informacyjny, 63

PROGRAM PARTNERSKI

— GRUPY HELION —

1. ZAREJESTRUJ SIĘ
2. PREZENTUJ KSIĄŻKI
3. ZBIERAJ PROWIZJĘ

Zmień swoją stronę WWW w działający bankomat!

Dowiedz się więcej i dołącz już dzisiaj!

<http://program-partnerski.helion.pl>

GRUPA
Helion 

Algorytmy Data Science: poznaj, zrozum, zastosuj!

Data Science jest interdyscyplinarną dziedziną naukową łączącą osiągnięcia uczenia maszynowego, statystyki i eksploracji danych. Umożliwia wydobywanie nowej wiedzy z istniejących danych poprzez stosowanie odpowiednich algorytmów i analizy statystycznej. Stworzono dotąd wiele algorytmów tej kategorii i wciąż powstają nowe. Stanowią one podstawę konstruowania modeli umożliwiających wyodrębnianie określonych informacji z danych odzwierciedlających zjawiska zachodzące w świecie rzeczywistym, pozwalają też na formułowanie prognoz ich przebiegu w przyszłości. Algorytmy Data Science są postrzegane jako ogromna szansa na zdobycie przewagi konkurencyjnej, a ich znaczenie stale rośnie.

Ta książka jest zwięzłym przewodnikiem po algorytmach uczenia maszynowego. Jej cel jest prosty: w ciągu siedmiu dni masz opanować solidne podstawy siedmiu najważniejszych dla uczenia maszynowego algorytmów. Opisom poszczególnych algorytmów towarzyszą przykłady ich implementacji w języku Python, a praktyczne ćwiczenia, które znajdziesz na końcu każdego rozdziału, ułatwią Ci lepsze zrozumienie omawianych zagadnień. Co więcej, dzięki książce nauczysz się właściwie identyfikować problemy z zakresu Data Science. W konsekwencji dobieranie odpowiednich metod i narzędzi do ich rozwiązywania okaże się dużo łatwiejsze.

W tej książce:

- efektywne implementacje algorytmów uczenia maszynowego w języku Python
- klasyfikacja danych przy użyciu twierdzenia Bayesa, drzew decyzyjnych i lasów losowych
- podział danych na klastry za pomocą algorytmu k -średnich
- stosowanie analizy regresji w parametryzacji modeli przewidywań
- analiza szeregów czasowych pod kątem trendów i sezonowości danych

Dávid Natingga — jest naukowcem specjalizującym się w dziedzinie sztucznej inteligencji. Zajmuje się teorią obliczeń i wykorzystaniem matematyki w algorytmach SI. Wcześniej optymalizował algorytmy na potrzeby uczenia maszynowego oraz *big data*. Jest autorem ciekawego algorytmu sugerowania produktów na podstawie preferencji klientów i cech gatunków kawy. W 2016 roku spędził osiem miesięcy jako *research visitor* w Japońskim Instytucie Naukowo-Technologicznym w Kanazawie.

	<i>Sprawdź nasze szkolenia!</i>	KOD KORZYŚCI Sięgnij po więcej! ▶	
 helion.pl	 AKADEMIA IT & BUSINESS WWW.SZKOLENIA.HELION.PL	ISBN 978-83-283-5602-3	
 0 801 339900			
 0 601 339900		9 788328 356023	
INFORMATYKA W NAJLEPSZYM WYDANIU		Cena: 49,00 zł	

Packt