Alberto Boschetti, Luca Massaron

Python

Podstawy nauki o danych

Wydanie II

Packt

Tytuł oryginału: Python Data Science Essentials, Second Edition

Tłumaczenie: Tomasz Walczak

ISBN: 978-83-283-3423-6

Copyright © Packt Publishing 2016

First published in the English language under the title
'Python Data Science Essentials – Second Edition – (9781786462138)'

Polish edition copyright © 2017 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 jakiejkolwiek 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 Wydawnictwo HELION 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 Wydawnictwo HELION nie ponoszą również żadnej odpowiedzialności za ewentualne szkody wynikłe z wykorzystania informacji zawartych w książce.

Wydawnictwo HELION
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)

Drogi Czytelniku!
Jeżeli chcesz ocenić tę książkę, zajrzyj pod adres
http://helion.pl/user/opinie/pypod2
Możesz tam wpisać swoje uwagi, spostrzeżenia, recenzję.

Printed in Poland.

• Kup książkę
• Poleć książkę
• Oceń książkę

• Księgarnia internetowa
• Lubię to! » Nasza społeczność

Spis treści

O autorach 9

O recenzencie 10

Wprowadzenie 11

Rozdział 1. Pierwsze kroki 15

Wprowadzenie do nauki o danych i Pythona 16
Instalowanie Pythona 17
Python 2 czy Python 3? 18
Instalacja krok po kroku 19
Instalowanie pakietów 20
Aktualizowanie pakietów 22
Dystrybucje naukowe 22
Środowiska wirtualne 25
Krótki przegląd podstawowych pakietów 28
Wprowadzenie do środowiska Jupyter 37
Szybka instalacja i pierwsze testowe zastosowanie 41
Magiczne polecenia w Jupyterze 42
W jaki sposób notatniki Jupytera mogą być pomocne dla badaczy danych? 44
Zastępniki Jupytera 49
Zbiory danych i kod używane w książce 50
Proste przykładowe zbiory danych z pakietu scikit-learn 50
Podsumowanie 59

Kup ksi k

Pole ksi k

Rozdział 2. Przekształcanie danych 61

Proces pracy w nauce o danych 62
Wczytywanie i wstępne przetwarzanie danych za pomocą biblioteki pandas 64
Szybkie i łatwe wczytywanie danych 64
Radzenie sobie z problematycznymi danymi 67
Radzenie sobie z dużymi zbiorami danych 70
Dostęp do danych w innych formatach 73
Wstępne przetwarzanie danych 75
Wybieranie danych 78
Praca z danymi kategorialnymi i tekstowymi 81
Specjalny rodzaj danych — tekst 83
Scraping stron internetowych za pomocą pakietu Beautiful Soup 89
Przetwarzanie danych za pomocą pakietu NumPy 92
N-wymiarowe tablice z pakietu NumPy 92
Podstawowe informacje o obiektach ndarray z pakietu NumPy 93
Tworzenie tablic z pakietu NumPy 95
Przekształcanie list w jednowymiarowe tablice 95
Kontrolowanie ilości zajmowanej pamięci 96
Listy niejednorodne 98
Od list do tablic wielowymiarowych 99
Zmiana wielkości tablic 100
Tablice generowane przez funkcje z pakietu NumPy 101
Pobieranie tablicy bezpośrednio z pliku 102
Pobieranie danych ze struktur z biblioteki pandas 103
Szybkie operacje i obliczenia z użyciem pakietu NumPy 104
Operacje na macierzach 106
Tworzenie wycinków i indeksowanie tablic z pakietu NumPy 108
Dodawanie „warstw” tablic z pakietu NumPy 110
Podsumowanie 112

Rozdział 3. Potok danych 113

Wprowadzenie do eksploracji danych 113
Tworzenie nowych cech 117
Redukcja liczby wymiarów 120
Macierz kowariancji 120
Analiza głównych składowych 121
Analiza głównych składowych dla big data — typ RandomizedPCA 125
Analiza czynników ukrytych 126
Liniowa analiza dyskryminacyjna 127
Analiza ukrytych grup semantycznych 128
Analiza składowych niezależnych 129
Analiza głównych składowych oparta na funkcji jądra 129
Algorytm t-SNE 131
Ograniczone maszyny Boltzmanna 132

Kup ksi k Pole ksi k

Wykrywanie i traktowanie wartości odstających 133
Wykrywanie obserwacji odstających za pomocą technik jednoczynnikowych 134
Klasa EllipticEnvelope 136
Klasa OneClassSVM 140
Miary używane do walidacji 144
Klasyfikacja wieloklasowa 144
Klasyfikacja binarna 147
Regresja 148
Testy i walidacja 148
Walidacja krzyżowa 153
Iteratory walidacji krzyżowej 155
Próbkowanie i bootstrapping 157
Optymalizacja hiperparametrów 159
Tworzenie niestandardowych funkcji oceny 162
Skracanie czasu przeszukiwania siatki parametrów 164
Wybór cech 166
Wybór na podstawie wariancji cech 167
Wybór za pomocą modelu jednoczynnikowego 168
Rekurencyjna eliminacja 169
Wybór na podstawie stabilności i regularyzacji L1 171
Opakowywanie wszystkich operacji w potok 173
Łączenie cech i tworzenie łańcuchów transformacji 174
Tworzenie niestandardowych funkcji transformacji 176
Podsumowanie 177

Rozdział 4. Uczenie maszynowe 179

Przygotowywanie narzędzi i zbiorów danych 179
Regresja liniowa i logistyczna 181
Naiwny klasyfikator bayesowski 184
Algorytm kNN 187
Algorytmy nieliniowe 188
Stosowanie algorytmu SVM do klasyfikowania 190
Stosowanie algorytmów SVM do regresji 192
Dostrajanie algorytmu SVM 193
Strategie oparte na zestawach algorytmów 195
Pasting z użyciem losowych próbek 196
Bagging z użyciem słabych klasyfikatorów 196
Podprzestrzenie losowe i obszary losowe 197
Algorytmy Random Forests i Extra-Trees 198
Szacowanie prawdopodobieństwa na podstawie zestawów 200
Sekwencje modeli — AdaBoost 202
Metoda GTB 202
XGBoost 203

Kup ksi k
Pole ksi k

Przetwarzanie big data 206
Tworzenie przykładowych dużych zbiorów danych 207
Skalowalność ze względu na ilość danych 208
Radzenie sobie z szybkością napływu danych 210
Radzenie sobie z różnorodnością 211
Przegląd algorytmów z rodziny SGD 213
Wprowadzenie do uczenia głębokiego 214
Krótkie omówienie przetwarzania języka naturalnego 221
Podział na tokeny 221
Stemming 222
Oznaczanie części mowy 223
Rozpoznawanie nazw własnych 224
Stop-słowa 225
Kompletny przykład z obszaru nauki o danych — klasyfikowanie tekstu 225
Przegląd technik uczenia nienadzorowanego 227
Podsumowanie 237

Rozdział 5. Analizy sieci społecznościowych 239

Wprowadzenie do teorii grafów 239
Algorytmy dla grafów 244
Wczytywanie grafów, zapisywanie ich w pliku i pobieranie z nich podpróbek 252
Podsumowanie 255

Rozdział 6. Wizualizacje, wnioski i wyniki 257

Wprowadzenie do pakietu Matplotlib 257
Rysowanie krzywych 259
Stosowanie paneli 260
Wykresy punktowe określające relacje w danych 262
Histogramy 263
Wykresy słupkowe 264
Wyświetlanie rysunków 265
Wybrane przykłady graficzne z użyciem pakietu pandas 268
Wykresy punktowe 271
Metoda współrzędnych równoległych 273
Opakowywanie poleceń z pakietu Matplotlib 274
Wprowadzenie do biblioteki seaborn 274
Wzbogacanie możliwości z zakresu eksploracji danych 279
Interaktywne wizualizacje z użyciem pakietu Bokeh 284
Zaawansowane reprezentacje dotyczące uczenia się na podstawie danych 288
Krzywe uczenia 288
Krzywe walidacji 290
Znaczenie cech w algorytmie Random Forests 292
Wykresy częściowej zależności oparte na drzewach GBT 293
Budowanie serwera predykcji w modelu ML-AAS 294
Podsumowanie 299

Kup ksi k Pole ksi k

Dodatek A. Utrwalanie podstaw Pythona 301

Lista zagadnień do nauki 302
Listy 302
Słowniki 304
Definiowanie funkcji 305
Klasy, obiekty i programowanie obiektowe 307
Wyjątki 308
Iteratory i generatory 309
Instrukcje warunkowe 310
Wyrażenia listowe i słownikowe 311
Nauka przez obserwację, lekturę i praktykę 311
Masowe otwarte kursy online 311
PyCon i PyData 312
Interaktywne sesje w Jupyterze 312
Nie wstydź się — podejmij wyzwanie 312

Skorowidz 315

Kup ksi k Pole ksi k

Zespół wydania oryginalnego

Autorzy
Alberto Boschetti
Luca Massaron

Recenzent
Zacharias Voulgaris

Redaktor zlecający
Veena Pagare

Redaktor zamawiający
Namrata Patil

Redaktor ds. treści
Mayur Pawanikar

Redaktor techniczny
Vivek Arora

Redaktor
Vikrant Phadke

Koordynator projektu
Nidhi Joshi

Korektor
Safis Editing

Indeksowanie
Aishwarya Gangawane

Grafik
Disha Haria

Koordynator prac produkcyjnych
Arvindkumar Gupta

Kup ksi k

Pole ksi k

R O Z D Z I A Ł

Przekształcanie danych

Zabieramy się do pracy z danymi! W tym rozdziale dowiesz się, jak przekształcać (ang. *munge*) dane. Na czym polega ten proces?

Angielskie słowo *munge* to techniczne pojęcie wymyślone mniej więcej pół wieku temu przez studentów uczelni **MIT** (ang. *Massachusetts Institute of Technology*). Przekształcanie polega na modyfikowaniu w serii dobrze określonych i odwracalnych kroków fragmentu pierwotnych danych na inne (i, miejmy nadzieję, przydatniejsze) dane. Źródłem tego pojęcia jest kultura hakerska; w kontekście nauki o danych często stosowane są inne (prawie synonimiczne) pojęcia, takie jak **data wrangling** lub przygotowywanie danych. Jest to bardzo ważna część potoku operacji w inżynierii danych.

Od tego rozdziału będziemy posługiwać się żargonowymi i technicznymi określeniami z obszaru rachunku prawdopodobieństwa i statystyki (takimi jak rozkład prawdopodobieństwa, statystyki opisowe lub testowanie hipotez). Niestety nie możemy szczegółowo objaśnić wszystkich tych pojęć, ponieważ naszym głównym celem jest zaprezentowanie podstawowych aspektów Pythona związanych z projektami z dziedziny nauki o danych. Dlatego zakładamy, że część tych określeń już znasz. Jeśli chcesz przypomnieć sobie lub nawet zapoznać się z wprowadzeniem do omawianych zagadnień, zachęcamy do zaznajomienia się z prowadzonym przez Ramesha Sridharana kursem skierowanym do początkujących statystyków i badaczy z obszaru nauk społecznych. Materiały do kursu znajdziesz na stronie *http://www.mit.edu/~6.s085/*.

Po wyjaśnieniu założeń pora przedstawić tematy omawiane w tym rozdziale:

- proces pracy w nauce o danych (dzięki niemu będziesz wiedział, co się dzieje i co czeka Cię w następnych krokach),
- wczytywanie danych z pliku,
- wybieranie potrzebnych danych,
- radzenie sobie z brakującymi lub błędnymi danymi,

Kup ksi k
Pole ksi k

- dodawanie, wstawianie i usuwanie danych,
- grupowanie i modyfikowanie danych w celu uzyskania nowych i znaczących informacji,
- tworzenie macierzy lub tablicy ze zbiorem danych przekazywanej do części potoku odpowiedzialnej za generowanie modelu.

Proces pracy w nauce o danych

Choć każdy projekt w obszarze nauki o danych jest inny, na potrzeby tego omówienia możemy podzielić idealny projekt na serię uproszczonych etapów.

Cały proces rozpoczyna się od uzyskania danych (jest to etap pobierania lub pozyskiwania danych). Dostępne są tu różne możliwości: od prostego pobrania danych, przez scalanie ich za pomocą systemów RDBMS lub repozytoriów NoSQL, po generowanie syntetycznych danych lub **scraping** danych z sieciowych interfejsów API lub stron HTML.

Zwłaszcza gdy zajmujesz się nowymi wyzwaniami, wczytywanie danych może okazać się krytycznym aspektem pracy badacza danych. Dane mogą pochodzić z wielu źródeł: baz danych, plików CSV, plików Excela, kodu w HTML-u, rysunków, nagrań dźwiękowych, interfejsów API (*https://pl.wikipedia.org/wiki/Application_Programming_Interface*) zwracających pliki w formacie JSON itd. Ponieważ możliwości jest tak wiele, tylko pokrótce omawiamy ten aspekt pracy i przedstawiamy podstawowe narzędzia do pobierania danych (nawet jeśli jest ich za dużo) do pamięci komputera za pomocą plików tekstowych dostępnych na twardym dysku, w sieci WWW lub w tabelach systemu RDBMS.

Po udanym wczytaniu danych następuje etap ich przekształcania. Choć dane są już dostępne w pamięci, ich postać z pewnością jest niedostosowana do analiz i eksperymentów. Dane w rzeczywistym świecie są złożone, nieuporządkowane, a często nawet błędne. Nieraz w danych występują braki. Jednak dzięki zestawowi podstawowych struktur danych i instrukcji z Pythona poradzisz sobie z wszystkimi problematycznymi danymi i będziesz mógł przekazać je do następnych etapów projektu. Przekształcone dane mają postać typowego zbioru danych z obserwacjami w wierszach i zmiennymi w kolumnach. Uzyskanie zbioru danych to podstawowy wymóg we wszelkich analizach statystycznych i z obszaru uczenia maszynowego. Takie zbiory danych są nazywane plikami płaskimi (gdy powstały w wyniku scalenia wielu relacyjnych tabel z bazy danych) lub macierzami danych (gdy kolumny i wiersze nie są opisane, a przechowywane wartości to same liczby).

Etap przekształcania danych daje wprawdzie mniej satysfakcji niż inne, bardziej intelektualnie stymulujące fazy (takie jak stosowanie algorytmów lub uczenie maszynowe), zapewnia jednak podstawy dla wszelkich złożonych i zaawansowanych analiz pozwalających uzyskać wartość dodaną. Powodzenie projektu w dużym stopniu zależy od tego właśnie etapu.

Kup ksi k Pole ksi k

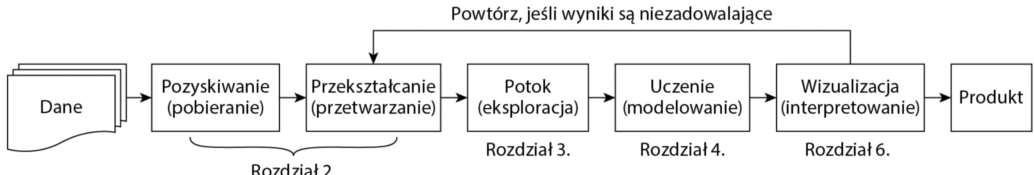
Po kompletnym zdefiniowaniu zbioru danych rozpoczyna się nowy etap. Zaczynasz badać dane, a następnie w pętli opracowywać i testować hipotezy. Załóżmy, że przyjrzałeś się graficznej postaci danych. Na podstawie statystyk opisowych tworzysz nowe zmienne, wykorzystując wiedzę z dziedziny. Ustalasz, co zrobić z nadmiarowymi i nieoczekiwanymi informacjami (przede wszystkim z obserwacjami odstającymi), i wybierasz najbardziej znaczące zmienne oraz skuteczne parametry do przetestowania za pomocą określonych algorytmów uczenia maszynowego. Warto jednak zauważyć, że czasem tradycyjne techniki uczenia maszynowego nie są dostosowane do rozwiązywanego problemu. Trzeba wtedy uciec się do analizy grafów lub innych metod z obszaru nauki o danych.

Ten etap ma postać potoku, w którym dane są przetwarzane w ramach serii kroków. Następnie tworzony jest model, przy czym możesz uznać, że trzeba powtórzyć cały proces i zacząć od przekształcania danych lub innego miejsca potoku, wprowadzić poprawki lub spróbować innych eksperymentów. Te kroki są powtarzane do czasu uzyskania sensownych wyników.

Z naszego doświadczenia wynika, że niezależnie od tego, jak obiecujące masz plany w momencie rozpoczynania analizy danych, ostatecznie uzyskasz rozwiązanie znacznie odbiegające od pierwotnych wizji. Uzyskane wyniki eksperymentów wpływają na przekształcanie danych, optymalizowanie rozwiązania, modele i łączną liczbę iteracji potrzebnych do udanego zakończenia projektu. Dlatego jeśli chcesz odnosić sukcesy jako badacz danych, nie wystarczy wymyślać teoretycznie dobrych rozwiązań. Konieczne jest szybkie budowanie prototypów dużej liczby rozwiązań w celu upewnienia się, która ścieżka będzie najlepsza. Naszym celem jest pomóc Ci maksymalnie przyspieszyć wykonywanie zadań za pomocą prezentowanych tu fragmentów kodu, które możesz wykorzystać w procesie pracy w nauce o danych.

Wyniki z projektu są przedstawiane za pomocą miary błędu lub optymalizacji (którą należy starannie dobrać pod kątem celów biznesowych). Oprócz określenia miary błędu dokonania można też zaprezentować za pomocą możliwych do zinterpretowania wniosków. Należy je słownie lub wizualnie przedstawić sponsorom projektu lub innym badaczom danych. W tym zakresie bardzo ważna jest umiejętność odpowiedniego wizualizowania wyników i wniosków za pomocą tabel, wykresów i diagramów.

Ten proces można opisać za pomocą akronimu *OSEMN* — *obtain* (czyli pobieranie), *scrub* (przetwarzanie), *explore*, *model* i *iNterpret* — przedstawionego przez Hilary Mason i Chrisa Wigginsa w słynnym, opisującym taksonomię nauki o danych wpisie z blogu *dataists* (*http://www.dataists.com/2010/09/a-taxonomy-of-data-science/*). Akronim OSEMN można łatwo zapamiętać, ponieważ rymuje się z angielskimi słowami *possum* i *awesome*.



Kup ksi k
Pole ksi k

Taksonomia OSEMN oczywiście nie jest szczegółowym opisem wszystkich aspektów procesu pracy w nauce o danych. Jest jednak prostym sposobem wyróżnienia najważniejszych punktów zwrotnych w tym procesie. Na przykład na etapie eksploracji występuje ważny etap „wykrywania danych", na którym pojawiają się wszystkie nowe lub zmodyfikowane cechy. Bardzo istotny jest też poprzedzający etap „określania reprezentacji danych". Faza uczenia (opisana w rozdziale 4. „Uczenie maszynowe") obejmuje nie tylko tworzenie modelu, ale też jego walidację.

Będziemy niestrudzenie przypominać, że wszystko rozpoczyna się od przekształcania danych. Zadanie to może wymagać aż 80% pracy nad całym projektem. Ponieważ nawet najdłuższa podróż rozpoczyna się od pierwszego kroku, od razu wkraczamy w ten rozdział i pokazujemy, jakich cegiełek należy użyć w udanym etapie przekształcania danych.

Wczytywanie i wstępne przetwarzanie danych za pomocą biblioteki pandas

W poprzednim rozdziale wyjaśniliśmy, gdzie znaleźć przydatne zbiory danych, oraz omówiliśmy podstawowe instrukcje importu pakietów Pythona. Skoro masz już gotowy zestaw narzędzi, w tym podrozdziale zobaczysz, jak za pomocą biblioteki pandas i pakietu NumPy wczytywać dane, operować nimi, przetwarzać je i dopracowywać.

Szybkie i łatwe wczytywanie danych

Zacznijmy od pliku CSV i biblioteki pandas. Ta biblioteka udostępnia najbardziej kompletną funkcję do wczytywania danych tabelarycznych z pliku (lub na podstawie adresu URL). Domyślnie funkcja ta zapisuje dane w specjalnej strukturze danych z biblioteki pandas, indeksuje wiersze, rozdziela zmienne za pomocą niestandardowych ograniczników, ustala typ danych odpowiedni dla każdej kolumny, przeprowadza konwersję danych (jeśli to konieczne), a także parsuje daty i obsługuje brakujące lub błędne wartości.

```
Wejście: import pandas as pd
iris_filename = 'datasets-uci-iris.csv'
iris = pd.read_csv(iris_filename, sep=',', decimal='.', header=None,
names= ['sepal_length', 'sepal_width', 'petal_length',
'petal_width',
'target'])
```

Możesz podać nazwę pliku, znak używany jako separator (`sep`), znak oddzielający część ułamkową liczb (`decimal`), określić, czy dane obejmują nagłówek (`header`), a także przekazać nazwy zmiennych (za pomocą parametru `names` i listy). W tym przykładzie parametry `sep=', '` i `decimal='.'` przyjmują wartości domyślne, dlatego są opcjonalne. Jednak dla plików CSV z obszaru Europy należy podać oba te parametry, ponieważ w wielu krajach europejskich (a także w niektórych państwach azjatyckich) separator i znak oddzielający część ułamkową są inne od ustawień domyślnych.

Kup ksi k Pole ksi k

Jeśli zbiór danych nie jest zapisany w komputerze, możesz wykonać opisane poniżej kroki, aby pobrać go z internetu:

```
import urllib
url = "http://aima.cs.berkeley.edu/data/iris.csv"
set1 = urllib.request.Request(url)
iris_p = urllib.request.urlopen(set1)
iris_other = pd.read_csv(iris_p, sep=',', decimal='.',
header=None, names= ['sepal_length', 'sepal_width',
'petal_length', 'petal_width', 'target'])
iris_other.head()
```

Wynikowy obiekt `iris` jest typu `DataFrame` z biblioteki pandas. Ten typ to coś więcej niż prosta lista lub prosty słownik Pythona. W dalszych punktach omawiamy niektóre właściwości tego typu danych. Aby poznać zawartość zbioru danych, możesz wyświetlić pierwsze lub ostatnie wiersze za pomocą następujących instrukcji:

```
Wejście: iris.head()
Wyjście:
```

	sepal_length	sepal_width	petal_length	petal_width	target
0	5.1	3.5	1.4	0.2	Iris-setosa
1	4.9	3.0	1.4	0.2	Iris-setosa
2	4.7	3.2	1.3	0.2	Iris-setosa
3	4.6	3.1	1.5	0.2	Iris-setosa
4	5.0	3.6	1.4	0.2	Iris-setosa

```
Wejście: iris.tail()
[...]
```

Te funkcje wywołane bez argumentów wyświetlają po pięć wierszy. Jeśli chcesz otrzymać inną liczbę wierszy, wywołaj funkcję, podając tę liczbę jako argument:

```
Wejście: iris.head(2)
```

Ta instrukcja wyświetla tylko dwa pierwsze wiersze. Aby poznać nazwy kolumn, możesz wywołać następującą metodę:

```
Wejście: iris.columns
Wyjście: Index(['sepal_length', 'sepal_width', 'petal_length',
'petal_width', 'target'], dtype='object')
```

Wynikowy obiekt jest bardzo interesujący. Wygląda jak lista, ale w rzeczywistości jest indeksem biblioteki pandas. Zgodnie z nazwą obiektu określa indeksy nazw kolumn. Na przykład aby pobrać kolumnę `target`, wykonaj takie oto kroki:

Kup ksi k Pole ksi k

```
Wejście: Y = iris['target']
Y
Wyjście:
0     Iris-setosa
1     Iris-setosa
2     Iris-setosa
3     Iris-setosa
...
149   Iris-virginica
Name: target, dtype: object
```

Obiekt `Y` jest typu `Series` z biblioteki pandas. Na razie możesz traktować ten typ jak jednowymiarową tablicę z etykietami osi. Później przyjrzymy się mu bliżej. Zapamiętaj, że klasa `Index` z biblioteki pandas działa jak słownik z indeksem kolumn tabeli. Zauważ, że listę kolumn można uzyskać także za pomocą ich nazw:

```
Wejście: X = iris[['sepal_length', 'sepal_width']]
X
Wyjście:
```

	sepal_length	sepal_width
0	5.1	3.5
1	4.9	3.0
2	4.7	3.2
3	4.6	3.1
146	6.3	2.5
147	6.5	3.0
148	6.2	3.4
149	5.9	3.0

```
[150 rows x 2 columns]
```

Tu wynik jest obiektem typu `DataFrame` z biblioteki pandas. Dlaczego wywołania tej samej funkcji zwracają tak różne wyniki? W pierwszej instrukcji zażądaliśmy kolumny. Dlatego dane wyjściowe to wektor jednowymiarowy (typu `Series` z biblioteki pandas). W drugiej instrukcji zażądaliśmy wielu kolumn i otrzymaliśmy wynik podobny do macierzy (a wiemy, że macierze są reprezentowane za pomocą typu `DataFrame` z biblioteki pandas). Dla początkujących łatwym sposobem na dostrzeżenie różnicy jest przyjrzenie się nagłówkowi danych wyjściowych. Jeśli kolumnom przypisane są nazwy, używany jest typ `DataFrame`. Gdy wynikiem jest wektor bez nagłówka, używany jest typ `Series`.

Kup ksi k		Pole ksi k

Przedstawiliśmy już standardowe kroki procesu pracy w nauce o danych. Po wczytaniu zbioru danych zwykle należy oddzielić cechy od docelowych wyników. W problemach wymagających klasyfikowania docelowe wyniki to zwykle wartości dyskretne lub łańcuchy znaków oznaczające klasę powiązaną z poszczególnymi zestawami cech.

Dalsze kroki wymagają ustalenia, jak rozbudowany jest problem. Dlatego trzeba poznać wielkość zbioru danych. Zwykle w celu ustalenia liczby obserwacji zliczane są wiersze, a w celu określenia liczby cech należy zliczyć kolumny.

Aby uzyskać liczbę wymiarów zbioru danych, zastosuj atrybut `shape` obiektu typu `DataFrame` lub `Series`:

```
Wejście: print (X.shape)
Wyjście: (150, 2)
Wejście: print (Y.shape)
Wyjście: (150,)
```

Wynikowym obiektem jest krotka zawierająca wielkość macierzy (lub tablicy) w każdym wymiarze. Zauważ, że dla typu `Series` używany jest ten sam format (jednoelementowa krotka).

Radzenie sobie z problematycznymi danymi

Na tym etapie zapewne lepiej rozumiesz już podstawy procesu pracy i jesteś gotowy zmierzyć się z problematycznymi zbiorami danych. W praktyce kłopoty z danymi zdarzają się bardzo często. Zobacz, co się stanie, jeśli plik CSV zawiera nagłówek, za to brakuje w nim niektórych wartości i dat. Aby przykład był realistyczny, załóżmy, że dane pochodzą z biura podróży. Obejmują one temperaturę w trzech popularnych lokalizacjach i miejscowość wybraną przez klienta:

```
Date,Temperature_city_1,Temperature_city_2,Temperature_city_3,
Which_destination
20140910,80,32,40,1
20140911,100,50,36,2
20140912,102,55,46,1
20140912,60,20,35,3
20140914,60,,32,3
20140914,,57,42,2
```

Używane są tu tylko liczby całkowite, a plik zawiera nagłówek. Pierwszą próbę wczytania zbioru danych ilustruje następujące polecenie:

```
Wejście: import pandas as pd
Wejście: fake_dataset = pd.read_csv('a_loading_example_1.csv',
sep=',') fake_dataset
Wyjście:
```


Kup ksi k   Pole ksi k

	Date	Temperature_city_1	Temperature_city_2	Temperature_city_3	Which_destination
0	20140910	80.0	32.0	40	1
1	20140911	100.0	50.0	36	2
2	20140912	102.0	55.0	46	1
3	20140913	60.0	20.0	35	3
4	20140914	60.0	NaN	32	3
5	20140915	NaN	57.0	42	2

Biblioteka pandas automatycznie przypisuje kolumnom nazwy pobrane z pierwszego wiersza. W danych widoczny jest pierwszy problem: wszystkie dane (nawet daty) zostały przetworzone jako liczby całkowite (mogą być też przetwarzane jako łańcuchy znaków). Jeśli format dat jest typowy, można spróbować zastosować procedurę automatycznego ich przetwarzania, wskazując kolumnę z datami. W poniższym przykładzie technika ta sprawdza się bardzo dobrze z następującymi argumentami:

```
Wejście: fake_dataset = pd.read_csv('a_loading_example_1.csv',
parse_dates=[0])
fake_dataset
Wyjście:
```

	Date	Temperature_city_1	Temperature_city_2	Temperature_city_3	Which_destination
0	2014-09-10	80.0	32.0	40	1
1	2014-09-11	100.0	50.0	36	2
2	2014-09-12	102.0	55.0	46	1
3	2014-09-13	60.0	20.0	35	3
4	2014-09-14	60.0	NaN	32	3
5	2014-09-15	NaN	57.0	42	2

Aby wyeliminować luki w danych (opisane jako `NaN` — ang. *not a number*, czyli „nie liczba”), można zastąpić je sensownymi wartościami (tu może być to 50 stopni Fahrenheita). W niektórych sytuacjach jest to uzasadnione (dalej w rozdziale opisujemy więcej problemów i strategii radzenia sobie z lukami w danych). Oto potrzebna instrukcja:

```
Wejście: fake_dataset.fillna(50)
Wyjście:
```

	Date	Temperature_city_1	Temperature_city_2	Temperature_city_3	Which_destination
0	2014-09-10	80.0	32.0	40	1
1	2014-09-11	100.0	50.0	36	2
2	2014-09-12	102.0	55.0	46	1
3	2014-09-13	60.0	20.0	35	3
4	2014-09-14	60.0	50.0	32	3
5	2014-09-15	50.0	57.0	42	2

Po tej operacji luki w danych zniknęły zastąpione stałą wartością 50.0. Radzenie sobie z lukami w danych też wymaga różnych strategii. Zamiast stosować pokazaną wcześniej instrukcję, możesz zastąpić luki ujemną stałą wartością, aby podkreślić fakt, że różni się ona od pozostałych danych (a interpretację zostawiamy wtedy algorytmowi odpowiedzialnemu za uczenie):

```
Wejście: fake_dataset.fillna(-1)
```

> Zauważ, że ta technika uzupełnia luki tylko w widoku danych (nie modyfikuje pierwotnego obiektu typu DataFrame). Aby zmienić same dane, zastosuj argument inplace=True.

Wartości NaN można zastąpić także średnią lub medianą dla kolumny. Pozwala to zminimalizować błąd związany ze zgadywaniem brakujących wartości.

```
Wejście: fake_dataset.fillna(fake_dataset.mean(axis=0))
```

Metoda .mean oblicza średnią arytmetyczną wartości z określonej osi.

> Zauważ, że ustawienie axis=0 oznacza obliczanie średniej z uwzględnieniem wielu wierszy. Średnie są wtedy obliczane dla kolumn. Opcja axis=1 powoduje uwzględnienie wielu kolumn i uzyskanie wyników dla wierszy. W ten sam sposób działają inne metody przyjmujące parametr axis (zarówno z biblioteki pandas, jak i z pakietu NumPy).

Metoda .median działa analogicznie do metody .mean, ale oblicza medianę. Jest to przydatne, gdy średnia jest mało reprezentatywna i daje zniekształcone dane (na przykład gdy cecha przyjmuje wiele skrajnych wartości).

Inny problem z obsługą rzeczywistych zbiorów danych związany jest z błędami i nieprawidłowymi wierszami. Po ich napotkaniu metoda load_csv kończy pracę i zgłasza wyjątek. Możliwym rozwiązaniem, akceptowalnym, gdy błędne obserwacje nie stanowią większości danych, jest odrzucanie wierszy powodujących wyjątki. W wielu sytuacjach prowadzi to do treningu algorytmu uczenia maszynowego bez błędnych informacji. Załóżmy, że używasz błędnie sformatowanego zbioru danych i chcesz wczytać tylko poprawne wiersze, ignorując te nieprawidłowo sformatowane.

Poniżej pokazujemy, jak zrobić to z użyciem opcji error_bad_lines:

```
Val1,Val2,Val3
0,0,0
1,1,1
2,2,2,2
3,3,3
Wejście: bad_dataset = pd.read_csv('a_loading_example_2.csv',
error_bad_lines=False)
bad_dataset
Wyjście:
Skipping line 4: expected 3 fields, saw 4
```


Kup książkę Poleć książkę

	Val1	Val2	Val3
0	0	0	0
1	1	1	1
2	3	3	3

Radzenie sobie z dużymi zbiorami danych

Jeśli zbiór danych, który chcesz wczytać, jest za duży, aby zmieścić go w pamięci, możesz zastosować wsadowy algorytm uczenia maszynowego, działający w danym momencie tylko na porcjach danych. Podejście wsadowe ma sens także wtedy, gdy potrzebujesz jedynie próbki danych (na przykład chcesz tylko podejrzeć ich zawartość). W Pythonie możliwe jest wczytywanie danych w porcjach. Ta operacja to strumieniowanie danych, ponieważ zbiór danych przepływa do obiektu typu `DataFrame` lub innej struktury danych w postaci ciągłego strumienia. Natomiast w sytuacjach opisywanych wcześniej zbiór danych jest w pełni wczytywany do pamięci w jednym kroku.

Za pomocą biblioteki pandas można podzielić i wczytać plik na dwa sposoby. Pierwszy polega na wczytywaniu zbioru danych w porcjach o równej wielkości. Każda porcja to fragment zbioru danych zawierający wszystkie kolumny i ograniczoną liczbę wierszy (nie więcej niż określono w parametrze `chunksize` w wywołaniu funkcji). Zauważ, że wtedy dane wyjściowe funkcji `read_csv` nie są obiektem typu `DataFrame`, ale obiektem przypominającym iterator. W celu wczytania wyników do pamięci trzeba zastosować iterację do tego obiektu:

```
Wejście:
import pandas as pd
iris_chunks = pd.read_csv(iris_filename, header=None,
names=['C1', 'C2', 'C3', 'C4', 'C5'], chunksize=10)
for chunk in iris_chunks:
    print ('Wymiary:', chunk.shape)
    print (chunk,'\n')
Wyjście: Wymiary: (10, 5) C1 C2 C3 C4 C50 5.1 3.5 1.4 0.2
Iris-setosa1 4.9 3.0 1.4 0.2 Iris-setosa2 4.7 3.2 1.3 0.2 Irissetosa3 4.6 3.1 1.5 0.2
Iris-setosa4 5.0 3.6 1.4 0.2 Iris-setosa5 5.4 3.9 1.7 0.4 Iris-setosa6 4.6 3.4 1.4 0.3
Iris-setosa7 5.0 3.4 1.5 0.2 Iris-setosa8 4.4 2.9 1.4 0.2 Iris-setosa9 4.9 3.1
1.5 0.1 Iris-setosa...
```

Zwracanych jest też 14 innych fragmentów tego rodzaju, każdy o wymiarach (10×5). Inna metoda wczytywania dużych zbiorów danych polega na zażądaniu iteratora. Wtedy można dynamicznie określać długość (liczbę wierszy) każdego fragmentu obiektu typu `DataFrame`:

```
Wejście: iris_iterator = pd.read_csv(iris_filename, header=None,
names=['C1', 'C2', 'C3', 'C4', 'C5'], iterator=True)
Wejście: print (iris_iterator.get_chunk(10).shape)
Wyjście: (10, 5)
```


Kup książkę Poleć książkę

```
Wejście: print (iris_iterator.get_chunk(20).shape)
Wyjście: (20, 5)
Wejście: piece = iris_iterator.get_chunk(2) piece
Wyjście:
```

	C1	C2	C3	C4	C5
0	4.8	3.1	1.6	0.2	Iris-setosa
1	5.4	3.4	1.5	0.4	Iris-setosa

W tym przykładzie najpierw definiowany jest iterator. Następnie kod pobiera porcję danych obejmującą 10 wierszy. Później pobieranych jest 20 następnych wierszy, a w ostatnim kroku — dwa wiersze, które są wyświetlane.

Oprócz biblioteki pandas możesz zastosować pakiet CSV. Udostępnia on dwie funkcje pozwalające poruszać się po niewielkich porcjach danych z plików. Są to funkcje `reader` i `DictReader`. Aby przyjrzeć się tym funkcjom, najpierw należy zaimportować pakiet CSV:

```
Wejście: import csv
```

Funkcja `reader` przenosi dane z dysków na listy Pythona. Funkcja `DictReader` przekształca dane na słownik. Obie funkcje iteracyjnie przetwarzają wiersze wczytywanego pliku. Funkcja `reader` zwraca dokładnie to, co wczyta, bez znaku powrotu karetki i po rozbiciu danych na listę na podstawie separatora (domyślnie używany jest przecinek, można to jednak zmienić). Funkcja `DictReader` odwzorowuje dane z listy na słownik, którego klucze są definiowane na podstawie pierwszego wiersza (jeśli dostępny jest nagłówek) lub parametru `fieldnames` (przy użyciu listy łańcuchów znaków z nazwami kolumn).

Wczytywanie list za pomocą natywnych technik nie jest ograniczeniem. Łatwiej jest wtedy przyspieszyć pracę kodu za pomocą szybkich implementacji Pythona (takich jak PyPy). Ponadto listy zawsze można przekształcić w tablice `ndarrays` z pakietu NumPy (jest to struktura danych, którą wkrótce przedstawimy). Po wczytaniu danych do słowników o formacie podobnym do JSON-a można stosunkowo łatwo uzyskać obiekt typu `DataFrame`. Ta technika wczytywania jest bardzo skuteczna, gdy dane są rzadkie (wiersze nie obejmują wszystkich cech). Wtedy słownik zawiera tylko niezerowe wartości (różne od `null`), co pozwala zaoszczędzić dużo miejsca. Późniejsze przeniesienie danych ze słownika do obiektu typu `DataFrame` jest bardzo łatwe.

Oto prosty przykład, w którym używane są możliwości pakietu CSV.

Przyjmijmy, że plik *datasets-uci-iris.csv* pobrany ze strony *http://mldata.org/* jest bardzo duży i nie można go w całości wczytać do pamięci (to tylko fikcyjne założenie, ponieważ na początku rozdziału pokazaliśmy, że plik ten obejmuje tylko 150 przykładów i nie zawiera wiersza z nagłówkiem).

Kup ksi k

Pole ksi k

W takiej sytuacji jedyną możliwością jest wczytywanie pliku w porcjach. Zacznijmy od eksperymentu:

```
Wejście:
with open(iris_filename, 'rt') as data_stream:
    # Tryb 'rt'
    for n, row in enumerate(csv.DictReader(data_stream,
        fieldnames = ['sepal_length', 'sepal_width',
        'petal_length', 'petal_width', 'target'],
        dialect='excel')):
            if n== 0:
                print (n,row)
            else:
                break
Wyjście:
0 {'petal_width': '0.2', 'target': 'Iris-setosa', 'sepal_width': '3.5',
'sepal_length': '5.1', 'petal_length': '1.4'}
```

Jak działa przedstawiony kod? Otwiera połączenie z plikiem w trybie odczytu danych binarnych i tworzy dla pliku alias `data_stream`. Użycie polecenia `with` sprawia, że plik zostanie zamknięty po kompletnym wykonaniu instrukcji umieszczonych w następnym wcięciu.

Dalej kod uruchamia iterację (`for ... in ...`) i w wywołaniu `enumerate` uruchamia funkcję `csv.DictReader`, wczytującą dane ze strumienia `data_stream`. Ponieważ plik nie zawiera nagłówka, nazwy pól są podane w parametrze `fieldnames`. Parametr `dialect` określa, że używany jest standardowy plik CSV (dalej przedstawiamy wskazówki dotyczące wartości tego parametru).

W iteracji kod działa tak, że jeśli wczytał pierwszy wiersz, to go wyświetla. W przeciwnym razie zatrzymuje pętlę za pomocą instrukcji `break`. Polecenie `print` wyświetla tu wiersz o numerze 0 i zawartość słownika. Dlatego można ustalić wartość każdego elementu z wiersza, podając klucze w postaci nazw zmiennych.

Można napisać podobny kod z instrukcją `csv.reader`:

```
Wejście: with open(iris_filename, 'rt') as data_stream:
         for n, row in enumerate(csv.reader(data_stream,
             dialect='excel')):
                 if n==0:
                     print (row)
                 else:
                     break
Wyjście: ['5.1', '3.5', '1.4', '0.2', 'Iris-setosa']
```

Ta wersja jest jeszcze prostsza. Wyświetla też prostsze dane wyjściowe — listę z sekwencją wartości z wiersza.

Kup ksi k Pole ksi k

Teraz na podstawie drugiej wersji można napisać generator wywoływany w pętli `for`. Pobiera on „w locie” dane z pliku w blokach o wielkości zdefiniowanej w parametrze `batch` funkcji:

```
Wejście:
def batch_read(filename, batch=5):
    # Otwieranie strumienia danych
    with open(filename, 'rt') as data_stream:
        # Zerowanie porcji danych
        batch_output = list()
        # Iteracyjne przetwarzanie pliku
        for n, row in enumerate(csv.reader(data_stream,
        dialect='excel')):
            # Jeśli porcja jest odpowiedniej wielkości...
            if n > 0 and n % batch == 0:
                # ...zostaje zwrócona jako tablica ndarray.
                yield(np.array(batch_output))
                # Zerowanie porcji i rozpoczynanie od nowa
                batch_output = list()
            # W przeciwnym razie do porcji należy dodać wiersz.
            batch_output.append(row)
        # Po zakończeniu pętli wyświetlane są pozostałe wartości.
        leftyield(np.array(batch_output))
```

Podobnie jak w poprzednim przykładzie dane są pobierane za pomocą funkcji `csv.reader` opakowanej w funkcję `enumerate`. Ta ostatnia łączy pobieraną listę danych z numerami obserwacji (numeracja rozpoczyna się od zera). Na podstawie numeru obserwacji kod albo dodaje dane do porcji, albo zwraca sterowanie do głównego programu za pomocą generatywnej funkcji `yield`. Ten proces jest powtarzany do czasu wczytania i zwrócenia całego pliku w porcjach.

```
Wejście:
import numpy as np
for batch_input in batch_read(iris_filename, batch=3):
    print (batch_input)
    break
Wyjście:
[['5.1' '3.5' '1.4' '0.2' 'Iris-setosa']
['4.9' '3.0' '1.4' '0.2' 'Iris-setosa']
['4.7' '3.2' '1.3' '0.2' 'Iris-setosa']]
```

Taką funkcję można wykorzystać w procesie uczenia za pomocą metody **SGD** (ang. *stochastic gradient descent*), co pokazujemy w rozdziale 4. „Uczenie maszynowe”, gdzie wracamy do tego fragmentu kodu i rozbudowujemy go do bardziej zaawansowanej postaci.

Dostęp do danych w innych formatach

Do tej pory używaliśmy tylko plików CSV. Biblioteka pandas udostępnia podobne mechanizmy i funkcje do wczytywania zbiorów danych w formatach Excel, HDFS, SQL, JSON, HTML i Stata. Ponieważ te formaty nie są używane we wszystkich projektach z obszaru nauki o danych, opanowanie wczytywania i obsługi plików w tych formatach pozostawiamy czytelnikom.

Kup ksi k Pole ksi k

Możesz zajrzeć do szczegółowej dokumentacji dostępnej w witrynie biblioteki pandas. W przykładowym kodzie zamieszczonym na stronie poświęconej książce pokazany jest prosty przykład wczytywania tabel SQL-owych.

Obiekty typu `DataFrame` można też tworzyć w wyniku scalania sekwencji i innych danych przypominających listy. Zauważ, że dane skalarne są przekształcane w listy.

```
Wejście: import pandas as pd
my_own_dataset = pd.DataFrame({'Col1': range(5), 'Col2':
[1.0]*5, 'Col3': 1.0, 'Col4': 'Witaj, świecie!'})
my_own_dataset
Wyjście:
```

	Col1	Col2	Col3	Col4
0	0	1.0	1.0	Witaj, świecie!
1	1	1.0	1.0	Witaj, świecie!
2	2	1.0	1.0	Witaj, świecie!
3	3	1.0	1.0	Witaj, świecie!
4	4	1.0	1.0	Witaj, świecie!

Dla każdej tworzonej kolumny należy podać nazwy (klucze ze słownika) i wartości (wartości w słowniku odpowiadające danym kluczom). W tym przykładzie kolumny `Col2` i `Col3` są tworzone w inny sposób, ale zawierają te same wynikowe wartości. Pokazana technika pozwala tworzyć za pomocą bardzo prostej funkcji obiekty typu `DataFrame` obejmujące wartości różnych typów danych.

W tym procesie należy zadbać o to, by nie używać list o różnej wielkości. W przeciwnym razie zgłoszony zostanie wyjątek:

```
Wejście: my_wrong_own_dataset = pd.DataFrame({'Col1': range(5),
'Col2': 'string', 'Col3': range(2)})
...
ValueError: arrays must all be same length
```

Aby sprawdzić typy danych poszczególnych kolumn, zastosuj atrybut `dtypes`:

```
In: my_own_dataset.dtypes
Col1      int64
Col2    float64
Col3    float64
Col4     object
dtype: object
```

Ta technika jest bardzo przydatna, gdy chcesz zbadać typ danych (kategorialny, całkowitoliczbowy, zmiennoprzecinkowy) i precyzję. Czasem można przyspieszyć pracę kodu, zaokrąglając liczby zmiennoprzecinkowe do liczb całkowitych, rzutując liczby zmiennoprzecinkowe

o podwójnej precyzji na ich odpowiedniki o pojedynczej precyzji lub używając tylko jednego typu danych. W następnym fragmencie pokazujemy, jak rzutować dane. Ten kod możesz potraktować jako ogólny przykład ilustrujący zmienianie typu kolumn z danymi:

```
Wejście: my_own_dataset['Col1'] = my_own_dataset['Col1'].astype(float)
my_own_dataset.dtypes
Wyjście:
Col1    float64
Col2    float64
Col3    float64
Col4     object
dtype: object
```

Wstępne przetwarzanie danych

Potrafisz już zaimportować zbiór danych, nawet jeśli jest duży i problematyczny. Teraz należy poznać podstawowe procedury wstępnego przetwarzania danych, pozwalające dostosować te dane do następnego kroku procesu pracy w nauce o danych.

Jeśli chcesz zastosować funkcję tylko do wybranych wierszy, powinieneś najpierw utworzyć **maskę**. Maska to sekwencja wartości logicznych (`True` lub `False`), informujących, czy dany wiersz ma być uwzględniany przez daną funkcję.

Załóżmy, że chcesz uwzględnić wszystkie wiersze ze zbioru Iris, w których wartość cechy `sepal length` jest większa niż 6. Można zrobić to tak:

```
Wejście: mask_feature = iris['sepal_length'] > 6.0
Wejście: mask_feature
0      False
1      False
...
146    True
147    True
148    True
149   False
```

W tym prostym przykładzie od razu widać, dla których obserwacji warunek jest spełniony (`True`), a dla których nie jest (`False`). Określa to, które wiersze zostaną wybrane.

Teraz zobacz, jak wykorzystać maskę wyboru w innym kodzie. Załóżmy, że chcemy zastąpić docelową wartość `Iris-virginica` wartością `Nowa wartość`. Można to zrobić za pomocą dwóch poniższych wierszy kodu:

```
Wejście: mask_target = iris['target'] == 'Iris-virginica'
Wejście: iris.loc[mask_target, 'target'] = 'Nowa wartość'
```


Kup ksi k   Pole ksi k

Zobaczysz, że wszystkie wystąpienia nazwy `Iris-virginica` zostaną zastąpione określeniem `Nowa wartość`. Metodę `.loc()` omawiamy dalej. Na razie zapamiętaj, że umożliwia ona dostęp do danych z macierzy za pomocą indeksów wierszy i kolumn.

Aby zobaczyć nową listę danych z kolumny wartości docelowych, możesz zastosować metodę `unique()`. Jest ona bardzo przydatna do wstępnego badania zbioru danych:

```
Wejście: iris['target'].unique()
Wyjście: array(['Iris-setosa', 'Iris-versicolor', 'Nowa wartość'],
dtype=object)
```

Jeśli chcesz zapoznać się ze statystykami dotyczącymi poszczególnych cech, możesz odpowiednio pogrupować kolumny lub zastosować maskę. Metoda `groupby` z biblioteki pandas generuje podobne wyniki co klauzula `GROUP BY` z instrukcji SQL-owych. Następną stosowaną metodą powinna być metoda agregująca wywoływana dla jednej kolumny lub ich zbioru. Na przykład metoda agregująca `mean()` z biblioteki pandas to odpowiednik SQL-owej funkcji `AVG()` (zwraca średnią wartości z grupy), metoda agregująca `var()` oblicza wariancję, metoda `sum()` sumuje wartości, metoda `count()` zlicza wiersze w grupie itd. Zauważ, że wynikiem jest obiekt typu `DataFrame`, dlatego sekwencję operacji można połączyć w łańcuch. Dalej pokazujemy kilka przykładów zastosowania metody `groupby`. Pogrupowanie obserwacji według wartości docelowej (etykiety) pozwala ustalić różnice między średnimi z grup i wariancje w poszczególnych grupach.

```
Wejście: grouped_targets_mean = iris.groupby(['target']).mean()
grouped_targets_mean
Wyjście:
```

	sepal_length	sepal_width	petal_length	petal_width
target				
Iris-setosa	5.006	3.418	1.464	0.244
Iris-versicolor	5.936	2.770	4.260	1.326
New label	6.588	2.974	5.552	2.026

```
Wejście: grouped_targets_var = iris.groupby(['target']).var()
grouped_targets_var
Wyjście:
```

	sepal_length	sepal_width	petal_length	petal_width
target				
Iris-setosa	0.124249	0.145180	0.030106	0.011494
Iris-versicolor	0.266433	0.098469	0.220816	0.039106
New label	0.404343	0.104004	0.304588	0.075433

Kup ksi k Pole ksi k

Jeśli później zechcesz posortować obserwacje za pomocą funkcji, możesz zastosować metodę .sort_index():

```
Wejście: iris.sort_index(by='sepal_length').head()
Wyjście:
```

	sepal_length	sepal_width	petal_length	petal_width	target
13	4.3	3.0	1.1	0.1	Iris-setosa
42	4.4	3.2	1.3	0.2	Iris-setosa
38	4.4	3.0	1.3	0.2	Iris-setosa
8	4.4	2.9	1.4	0.2	Iris-setosa
41	4.5	2.3	1.3	0.3	Iris-setosa

Jeżeli zbiór danych zawiera szeregi czasowe (na przykład z liczbowymi wartościami docelowymi) i chcesz zastosować do nich operację rolling (ponieważ w danych występuje szum), możesz zrobić to tak:

```
Wejście: smooth_time_series = pd.rolling_mean(time_series, 5)
```

W ten sposób obliczana jest średnia krocząca wartości. Możesz też zastosować następujące polecenie:

```
Wejście: median_time_series = pd.rolling_median(time_series, 5)
```

W ten sposób obliczana jest mediana krocząca. W obu sytuacjach uwzględniane okno obejmuje pięć obserwacji.

Ogólniejsza metoda apply() z biblioteki pandas pozwala wykonywać dowolne operacje na wierszach lub kolumnach. Należy ją wywoływać bezpośrednio dla obiektów typu DataFrame. Pierwszym argumentem tej metody jest funkcja, która ma być wywoływana dla wierszy lub kolumn. Drugi argument określa oś, do której stosowana jest ta funkcja. Zauważ, że można tu stosować funkcje wbudowane, biblioteczne, lambdy i dowolne funkcje zdefiniowane przez użytkownika.

W ramach przykładu ilustrującego tę dającą duże możliwości technikę spróbujmy zliczyć niezerowe elementy z każdego wiersza. Za pomocą metody apply jest to proste:

```
Wejście: iris.apply(np.count_nonzero, axis=1).head()
Wyjście: 0    5
         1    5
         2    5
         3    5
         4    5
         dtype: int64
```


Kup ksi k Pole ksi k

Aby ustalić liczbę niezerowych elementów dla cech (czyli dla kolumn), wystarczy zmienić wartość drugiego argumentu na `0`:

```
Wejście: iris.apply(np.count_nonzero, axis=0)
Wyjście: sepal_length   150
         sepal_width    150
         petal_length   150
         petal_width    150
         target         150
         dtype: int64
```

Aby zastosować funkcję do elementów, należy wywołać metodę `applymap()` dla obiektu typu `DataFrame`. Wtedy podawany jest tylko jeden argument — stosowana funkcja.

Załóżmy, że chcesz ustalić długość łańcuchów znaków z poszczególnych komórek. Aby uzyskać tę wartość, najpierw trzeba zrzutować zawartość każdej komórki na łańcuch znaków, a następnie ustalić długość łańcucha. Za pomocą metody `applymap` można to zrobić w bardzo prosty sposób:

```
Wejście: iris.applymap(lambda el:len(str(el))).head()
Wyjście:
```

	sepal_length	sepal_width	petal_length	petal_width	target
0	3	3	3	3	11
1	3	3	3	3	11
2	3	3	3	3	11
3	3	3	3	3	11
4	3	3	3	3	11

Wybieranie danych

Ostatnie zagadnienie związane z biblioteką pandas dotyczy wybierania danych. Zacznijmy od przykładu. Może zetknąłeś się już ze zbiorem danych obejmującym kolumnę z indeksem. W jaki sposób poprawnie zaimportować ją za pomocą biblioteki pandas? I jak wykorzystać taką kolumnę do uproszczenia sobie pracy?

Posłużymy się tu bardzo prostym zbiorem danych zawierającym kolumnę z indeksem (z wartościami licznika, a nie z wartościami cechy). Aby przykład był uniwersalny, indeks rozpoczyna się od wartości 100. Tak więc indeks wiersza `0` to `100`:

```
n,val1,val2,val3
100,10,10,C
101,10,20,C
102,10,30,B
103,10,40,B
104,10,50,A
```


Kup ksi k Pole ksi k

Gdy spróbujesz wczytać ten plik w standardowy sposób, pole n zostanie potraktowane jak cecha (kolumna). Samo w sobie nie jest to błędem, jednak należy uważać, by nie zastosować omyłkowo indeksu jako cechy. Dlatego lepiej zapisać go oddzielnie. Jeśli indeks przypadkowo zostanie użyty na etapie uczenia (generowania modelu), może spowodować „wyciek informacji”, co jest istotnym źródłem błędów w uczeniu maszynowym.

Jeśli indeks zawiera liczby losowe, nie wpłynie na skuteczność modelu. Jeżeli jednak obejmuje liczby porządkowe, czas lub nawet elementy z informacjami (gdy określone przedziały wartości reprezentują pozytywne skutki, a inne przedziały oznaczają skutki negatywne), może powodować włączenie w model danych uzyskanych w wyniku „wycieku informacji”. Takie informacje nie będą dostępne w trakcie stosowania modelu do nowych danych (ponieważ indeks nie będzie istniał).

```
Wejście: import pandas as pd
Wejście: dataset = pd.read_csv('a_selection_example_1.csv') dataset
Wyjście:
```

	n	val1	val2	val3
0	100	10	10	C
1	101	10	20	C
2	102	10	30	B
3	103	10	40	B
4	104	10	50	A

Dlatego gdy wczytujesz taki zbiór danych, możesz określić, że n to kolumna z indeksem. Ponieważ jest to pierwsza kolumna, można zastosować następujące polecenie:

```
Wejście: dataset = pd.read_csv('a_selection_example_1.csv',
index_col=0) dataset
Wyjście:
```

	val1	val2	val3
n			
100	10	10	C
101	10	20	C
102	10	30	B
103	10	40	B
104	10	50	A

Tu po wczytaniu zbioru danych indeks jest poprawny. Dostęp do wartości komórek można teraz uzyskać na kilka sposobów. Omawiamy je jeden po drugim.

Kup ksi k Pole ksi k

Pierwsza technika polega na wskazaniu kolumny i potrzebnego wiersza (za pomocą jego indeksu).

Aby pobrać wartość kolumny `val3` z piątego wiersza (o indeksie `n=104`), można wywołać następującą instrukcję:

```
Wejście: dataset['val3'][104]
Wyjście: 'A'
```

Zachowaj staranność, ponieważ nie jest to macierz, a nasuwać się może podanie najpierw wiersza, a dopiero potem kolumny. Pamiętaj, że używany jest obiekt typu `DataFrame`, gdzie operator [] najpierw określa kolumnę, a dopiero potem element w uzyskanym obiekcie typu `Series`.

Podobnie wygląda dostęp do danych za pomocą metody `.loc()`:

```
Wejście: dataset.loc[104, 'val3']
Wyjście: 'A'
```

Tu najpierw należy podać indeks, a następnie potrzebne kolumny. Ta technika działa tak jak metoda `.ix()`, która jednak funkcjonuje dla indeksów dowolnego rodzaju (etykiet i pozycji) oraz zapewnia więcej możliwości.

> Zauważ, że metoda `ix()` musi odgadnąć, jakiego rodzaju indeks podajesz. Dlatego jeśli nie chcesz mieszać etykiet z indeksami pozycyjnymi, stosuj metody `loc` i `iloc`, zapewniające bardziej ustrukturyzowane podejście.

```
Wejście: dataset.ix[104, 'val3']
Wyjście: 'A'
Wejście: dataset.ix[104, 2]
Wyjście: 'A'
```

Istnieje też w pełni zoptymalizowana funkcja `iloc()`, która pozwala określić pozycję w sposób typowy dla macierzy. Aby wskazać komórkę, należy najpierw podać numer wiersza, a następnie numer kolumny:

```
Wejście: dataset.iloc[4, 2]
Wyjście: 'A'
```

Pobieranie podmacierzy to bardzo intuicyjna operacja. Wystarczy określić listę indeksów zamiast wartości skalarnych:

```
Wejście: dataset[['val3', 'val2']][0:2]
```

Jest to odpowiednik poniższej instrukcji:

```
Wejście: dataset.loc[range(100, 102), ['val3', 'val2']]
```

Następna instrukcja działa tak samo:

```
Wejście: dataset.ix[range(100, 102), ['val3', 'val2']]
```


Kup ksi k Pole ksi k

To polecenie też daje ten sam wynik:

```
Wejście: dataset.ix[range(100, 102), [2, 1]]
```

Podobnie jak to:

```
Wejście: dataset.iloc[range(2), [2,1]]
```

Wszystkie te instrukcje zwracają następujący obiekt typu `DataFrame`:

```
Wyjście:
```

	val3	val2
n		
100	C	10
101	C	20

Praca z danymi kategorialnymi i tekstowymi

Zwykle będziesz pracował z dwoma podstawowymi rodzajami danych: kategorialnymi i liczbowymi. Dane liczbowe, określające na przykład temperaturę, kwotę pieniędzy, dni użytkowania lub numer domu, mogą mieć postać liczb zmiennoprzecinkowych (1,0, –2,3, 99,99 itd.) lub całkowitych (–3, 9, 0, 1 itd.). Każda wartość, jaką takie dane mogą przyjąć, pozostaje w bezpośredniej relacji z innymi wartościami. Jest tak, ponieważ takie dane są porównywalne. Możesz więc stwierdzić, że cecha o wartości 2,0 jest większa (dwukrotnie) od cechy o wartości 1,0. Dane tego rodzaju są bardzo dobrze zdefiniowane i łatwe do zrozumienia. Dostępne są dla nich operatory binarne, na przykład „równa się”, „większy niż” i „mniejszy niż”.

> Bardzo ważnym aspektem danych liczbowych jest to, że sensowne są dla nich podstawowe statystyki (na przykład średnie). Dla pozostałych kategorii nie jest to prawda, dlatego stanowi istotną cechę danych tego rodzaju.

Innym rodzajem danych, z jakimi możesz się zetknąć w pracy, są dane kategorialne (nazywane też nominalnymi). Dane kategorialne reprezentują atrybut, którego nie można zmierzyć, i przyjmują wartości (nazywane czasem poziomami) ze skończonego lub nieskończonego zbioru. Na przykład pogoda to cecha kategorialna, ponieważ przyjmuje wartości z nieciągłego zbioru (`sunny`, `cloudy`, `snowy`, `rainy`, `foggy`). Innymi przykładami są cechy reprezentujące adresy URL, adresy IP, produkty z koszyka w sklepie internetowym, identyfikatory urządzeń itd. Dla tych danych nie da się zdefiniować operatorów „równa się”, „większy niż” i „mniejszy niż”, dlatego też nie można ich uporządkować.

Kup ksi k
Pole ksi k

Dodatkiem powiązanym zarówno z danymi kategorialnymi, jak i liczbowymi są wartości logiczne. Można je traktować i jako dane kategorialne (obecność lub brak cechy), i jako prawdopodobieństwo wystąpienia danej cechy (coś zostało wyświetlone lub nie). Ponieważ wiele algorytmów uczenia maszynowego nie przyjmuje kategorialnych danych wejściowych, wartości logiczne często służą do kodowania cech kategorialnych jako wartości liczbowych.

Wróćmy do przykładu dotyczącego pogody. Jeśli chcesz odwzorować określającą pogodę cechę przyjmującą wartości ze zbioru [`sunny`, `cloudy`, `snowy`, `rainy`, `foggy`] i zakodować te wartości jako cechy binarne, utwórz pięć cech o wartościach `True` i `False` (po jednej cesze dla każdego poziomu cechy kategorialnej). Teraz odwzorowanie będzie proste:

```
Categorical_feature = sunny   binary_features = [1, 0, 0, 0, 0]
Categorical_feature = cloudy  binary_features = [0, 1, 0, 0, 0]
Categorical_feature = snowy   binary_features = [0, 0, 1, 0, 0]
Categorical_feature = rainy   binary_features = [0, 0, 0, 1, 0]
Categorical_feature = foggy   binary_features = [0, 0, 0, 0, 1]
```

Tylko jedna binarna cecha informuje o występowaniu określonej cechy kategorialnej. Pozostałe wartości są równe `0`. Ten prosty krok pozwala przejść od świata kategorialnego do liczbowego. Odbywa się to kosztem większego zapotrzebowania na pamięć i dodatkowych obliczeń. Zamiast jednej cechy jest ich teraz pięć. Ogólnie zamiast jednej cechy kategorialnej o N poziomach trzeba utworzyć N cech przyjmujących dwie wartości liczbowe (1 lub 0). Ta operacja to kodowanie zero-jedynkowe lub, bardziej technicznie, binaryzacja cech nominalnych.

W wykonywaniu tej operacji pomaga biblioteka pandas, pozwalająca łatwo przeprowadzić odwzorowanie przy użyciu jednej instrukcji:

```
Wejście: import pandas as pd
categorical_feature = pd.Series(['sunny', 'cloudy', 'snowy',
'rainy', 'foggy'])
mapping = pd.get_dummies(categorical_feature)
mapping
Wyjście:
```

	cloudy	foggy	rainy	snowy	sunny
0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
1	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0
3	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
4	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0

Dane wyjściowe to obiekt typu `DataFrame` obejmujący poziomy kategorialne jako etykiety i odpowiednie cechy binarne w kolumnach. Aby odwzorować wartość kategorialną na listę wartości liczbowych, wykorzystaj możliwości biblioteki pandas:

Kup ksi k Pole ksi k

```
Wejście: mapping['sunny']
Wyjście:
0   1.0
1   0.0
2   0.0
3   0.0
4   0.0
Name: sunny, dtype: float64
Wejście: mapping['cloudy']
Wyjście:
0   0.0
1   1.0
2   0.0
3   0.0
4   0.0
Name: cloudy, dtype: float64
```

W tym przykładzie wartość `sunny` jest odwzorowywana na wartości logiczne (`1, 0, 0, 0, 0`), wartość `cloudy` — na wartości logiczne (`0, 1, 0, 0, 0`) itd.

Tę samą operację można wykonać także za pomocą innego pakietu narzędzi — scikit-learn. Tu rozwiązanie jest bardziej złożone, ponieważ wymaga wcześniejszego przekształcenia tekstu na indeksy kategorialne. Efekt jest jednak taki sam. Wróćmy do omawianego przykładu:

```
Wejście:
from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
le = LabelEncoder()
ohe = OneHotEncoder()
levels = ['sunny', 'cloudy', 'snowy', 'rainy', 'foggy']
fit_levs = le.fit_transform(levels)
ohe.fit([[fit_levs[0]], [fit_levs[1]], [fit_levs[2]], [fit_levs[3]],
[fit_levs[4]]])
print (ohe.transform([le.transform(['sunny'])]).toarray())
print (ohe.transform([le.transform(['cloudy'])]).toarray())
Wyjście:
[[ 0. 0. 0. 0. 1.]]
[[ 1. 0. 0. 0. 0.]]
```

Obiekt typu `LabelEncoder` odwzorowuje tekst na od 0 do *N* liczb całkowitych (zauważ, że otrzymane wartości działają jak zmienne kategorialne, ponieważ określanie ich kolejności nie ma sensu). Tu pięć wartości jest odwzorowywanych na pięć zmiennych binarnych.

Specjalny rodzaj danych — tekst

Poznaj teraz inny rodzaj danych. Tekstowe dane wyjściowe często są używane w algorytmach uczenia maszynowego, ponieważ stanowią naturalną reprezentację danych w naszym języku. Te dane są tak bogate, że zawierają też odpowiedź na stawiane pytania. W trakcie przetwarzania tekstu najczęściej używane są zbiory słów z powtórzeniami. W tym podejściu każde

Kup ksi k
Pole ksi k

słowo jest traktowane jak cecha, a tekst jest wektorem gromadzącym niezerowe elementy odpowiadające wszystkim zawartym w nim cechom (czyli słowom). Jaka jest liczba cech w tekstowym zbiorze danych? To proste — wystarczy określić unikatowe słowa i ustalić ich liczbę. W bardzo rozbudowanym tekście zawierającym wszystkie angielskie słowa ta liczba wynosi około 600 000. Jeśli nie chcesz dodatkowo przetwarzać tekstu (usuwać określeń w trzeciej osobie, skrótów, form skróconych i akronimów), to ta liczba może być jeszcze wyższa, ale zdarza się to rzadko. W prostym podejściu, jakie stosujemy w tej książce, wystarczy pozwolić Pythonowi wykonywać jego zadania.

W tym punkcie używamy tekstowego zbioru danych. Jest to znany zbiór danych *20 Newsgroups* (więcej informacji na jego temat znajdziesz na stronie *http://qwone.com/~jason/20Newsgroups/*). Jest to kolekcja około 20 000 dokumentów obejmujących 20 tematów z grup dyskusyjnych. Jest to jeden z najpopularniejszych (jeśli nie najpopularniejszy) zbiorów danych używanych w kontekście klasyfikowania i klastrowania tekstu. W instrukcji importu pobieramy tylko podzbiór tego zbioru, obejmujący tematy naukowe (medycynę i przestrzeń kosmiczną):

```
Wejście: from sklearn.datasets import fetch_20newsgroups
categories = ['sci.med', 'sci.space'] twenty_sci_news =
fetch_20newsgroups(categories=categories)
```

Gdy pierwszy raz uruchomisz ten fragment, kod automatycznie pobierze zbiór danych i umieści go w katalogu domyślnym *$HOME/scikit_learn_data/20news_home/*. Z obiektu ze zbiorem danych można pobrać lokalizację plików, ich zawartość i etykietę (temat dyskusji, z której pochodzi dany dokument). Te informacje są dostępne w atrybutach `.filenames`, `.data` i `.target` obiektu:

```
Wejście: print(twenty_sci_news.data[0])
Wyjście: From: flb@flb.optiplan.fi ("F.Baube[tm]") Subject:
Vandalizing the sky
X-Added: Forwarded by Space Digest
Organization: [via International Space University]
Original-Sender: isu@VACATION.VENARI.CS.CMU.EDU
Distribution: sci
Lines: 12
From: "Phil G. Fraering" <pgf@srl03.cacs.usl.edu> [...]
Wejście: twenty_sci_news.filenames
Wyjście: array([
'/Users/datascientist/scikit_learn_data/20news_home/20news-
bydatetrain/sci.space/61116',
'/Users/datascientist/scikit_learn_data/20news_home/20news-
bydatetrain/sci.med/58122',
'/Users/datascientist/scikit_learn_data/20news_home/20news-
bydatetrain/sci.med/58903', ...,
'/Users/datascientist/scikit_learn_data/20news_home/20news-
bydatetrain/sci.space/60774', [...]
Wejście: print (twenty_sci_news.target[0])
print (twenty_sci_news.target_names[twenty_sci_news.target[0]])
Wyjście:
1
sci.space
```


Kup ksi k Pole ksi k

Wartości docelowe są kategorialne, ale są reprezentowane za pomocą liczb całkowitych (0 oznacza sci.med, a 1 to sci.space). Jeśli chcesz się z nimi zapoznać, podaj odpowiedni indeks tablicy twenty_sci_news.target.

Najłatwiejszy sposób przetwarzania takiego tekstu polega na przekształceniu zawartości zbioru danych na serię słów. Oznacza to, że dla każdego dokumentu należy zliczyć wystąpienia poszczególnych słów.

W ramach przykładu przygotujmy niewielki, łatwy w przetwarzaniu zbiór danych:

- Document_1: *We love data science*,
- Document_2: *Data science is great*.

W całym zbiorze danych, obejmującym dokumenty Document_1 i Document_2, występuje tylko sześć różnych słów: we, love, data science, is i great. Na podstawie tej tablicy można utworzyć dla każdego dokumentu wektor cech:

```
Feature_Document_1 = [1 1 1 1 0 0]
Feature_Document_2 = [0 0 1 1 1 1]
```

Zauważ, że pomijamy tu pozycje słów i zachowujemy tylko liczbę wystąpień słów w poszczególnych dokumentach. To wszystko.

Dla zbioru danych *20 Newsgroups* można za pomocą Pythona wykonać podobną operację w prosty sposób:

```
Wejście:
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
count_vect = CountVectorizer()
word_count = count_vect.fit_transform(twenty_sci_news.data)
word_count.shape
Wyjście: (1187, 25638)
```

Najpierw tworzony jest obiekt typu CountVectorizer. Następnie kod wywołuje metodę fit_transform zliczającą słowa z poszczególnych dokumentów i generującą dla każdego dokumentu wektor cech. Następnie sprawdzany jest rozmiar macierzy. Zauważ, że wynikowa macierz jest rzadka, ponieważ często w każdym dokumencie występuje tylko ograniczony zestaw słów (liczba niezerowych elementów w każdym wierszu jest niewielka, a przechowywanie nadmiarowych zer nie ma sensu). Wymiary danych wyjściowych to (1187, 25638). Pierwsza wartość oznacza liczbę obserwacji w zbiorze danych (liczbę dokumentów), a druga jest liczbą cech (liczbą unikatowych słów w zbiorze danych).

Po przekształceniach z użyciem obiektu typu CountVectorizer każdy dokument zostaje powiązany z wektorem cech. Przyjrzyj się najpierw pierwszemu dokumentowi:

```
Wejście: print (word_count[0])
Wyjście:
(0, 10827)  2
(0, 10501)  2
```


Kup ksi k Pole ksi k

```
(0, 17170)  1
(0, 10341)  1
(0, 4762)  2
(0, 23381)  2
(0, 22345)  1
(0, 24461)  1
(0, 23137)  7
[...]
```

Zauważ, że dane wyjściowe to wektor rzadki, w którym zapisywane są tylko niezerowe elementy. Aby bezpośrednio sprawdzić wystąpienia słów, wywołaj następujący kod:

```
Wejście: word_list = count_vect.get_feature_names()
for n in word_count[0].indices:
print ('Słowo: "%s". Liczba wystąpień: %i' % (word_list[n],
word_count[0, n]))
Wyjście:
Słowo: from. Liczba wystąpień: 2
Słowo: flb. Liczba wystąpień: 2
Słowo: optiplan. Liczba wystąpień: 1
Słowo: fi. Liczba wystąpień: 1
Słowo: baube. Liczba wystąpień: 2
Słowo: tm. Liczba wystąpień: 2
Słowo: subject. Liczba wystąpień: 1
Słowo: vandalizing. Liczba wystąpień: 1
Słowo: the. Liczba wystąpień: 7
[...]
```

Do tej pory wszystko wygląda prosto, prawda? Przejdźmy więc do następnego zadania, bardziej złożonego i przydatnego. Zliczanie słów jest wartościowe, ale można zrobić coś więcej. Obliczmy częstotliwość ich występowania. Ta miara pozwala porównywać częstość występowania słów w zbiorach danych o różnej wielkości. Pozwala określić, czy dany wyraz jest słowem pomijanym (ang. *stop word*; są to bardzo popularne słowa takie jak „a”, „an”, „the” lub „is”), czy jest rzadki i unikatowy. Zwykle unikatowe słowa są najważniejsze, ponieważ pozwalają ustalić charakter tekstu i wysoce różnicujące cechy w procesie uczenia. Aby ustalić częstotliwość wystąpień poszczególnych słów we wszystkich dokumentach, uruchom następujący kod:

```
Wejście:
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
tf_vect = TfidfVectorizer(use_idf=False, norm='l1')
word_freq = tf_vect.fit_transform(twenty_sci_news.data)
word_list = tf_vect.get_feature_names()
for n in word_freq[0].indices:
print ('Słowo: "%s". Częstotliwość: %0.3f' % (word_list[n],
word_freq[0, n]))
Wyjście:
Słowo: "from". Częstotliwość: 0.022
Słowo: "flb". Częstotliwość: 0.022
Słowo: "optiplan". Częstotliwość: 0.011
Słowo: "fi". Częstotliwość: 0.011
Słowo: "baube". Częstotliwość: 0.022
```


Kup ksi k Pole ksi k

```
Słowo: "tm". Częstotliwość: 0.022
Słowo: "subject". Częstotliwość: 0.011
Słowo: "vandalizing". Częstotliwość: 0.011
Słowo: "the". Częstotliwość: 0.077
[...]
```

Suma częstotliwości wynosi tu 1 (lub, z powodu przybliżeń, jest bliska tej wartości). Dzieje się tak, ponieważ wybraliśmy normę `l1`. W tej sytuacji częstotliwość słów jest określana za pomocą funkcji dystrybucji prawdopodobieństwa. Czasem przydatne jest zwiększenie różnic między rzadkimi i popularnymi słowami. Wtedy w celu znormalizowania wektora cech można zastosować normę `l2`.

Jeszcze skuteczniejszy sposób wektoryzacji danych tekstowych polega na zastosowaniu narzędzia `Tfidf`. W skrócie można wyjaśnić, że mnoży ono częstotliwość występowania słów w danym dokumencie przez odwrotność częstotliwości występowania słowa w zbiorze dokumentów (a dokładniej logarytm tej częstotliwości)[1]. Jest to bardzo przydatne do ustalania słów, które skutecznie opisują każdy dokument i dobrze różnicują dokumenty ze zbioru danych. Narzędzie `Tfidf` zyskało znaczną popularność od czasu rozpoczęcia przetwarzania danych tekstowych za pomocą komputerów. Jest ono używane w większości wyszukiwarek i programów do wyszukiwania informacji, ponieważ pozwala skutecznie mierzyć podobieństwo (i odległość) między zdaniami. Dlatego jest optymalnym narzędziem do pobierania dokumentów na podstawie zapytania wprowadzonego przez użytkownika.

```
Wejście:
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
tfidf_vect = TfidfVectorizer() # Domyślne ustawienie: use_idf=True
word_tfidf = tfidf_vect.fit_transform(twenty_sci_news.data)
word_list = tfidf_vect.get_feature_names()
for n in word_tfidf[0].indices:
    print ('Słowo: "%s". Wartość tf-idf: %0.3f' % (word_list[n],
    word_tfidf[0, n]))
Out:
Słowo: "fred". Wartość tf-idf: 0.089
Słowo: "twilight". Wartość tf-idf: tf-idf 0.139
Słowo: "evening". Wartość tf-idf: tf-idf 0.113
Słowo: "in". Wartość tf-idf: tf-idf 0.024
Słowo: "presence". Wartość tf-idf: tf-idf 0.119
Słowo: "its". Wartość tf-idf: tf-idf 0.061
Słowo: "blare". Wartość tf-idf: tf-idf 0.150
Słowo: "freely". Wartość tf-idf: tf-idf 0.119
Słowo: "may". Wartość tf-idf: tf-idf 0.054
Słowo: "god". Wartość tf-idf: tf-idf 0.119
Słowo: "blessed". Wartość tf-idf: tf-idf 0.150
Słowo: "is". Wartość tf-idf: tf-idf 0.026
Słowo: "profiting". Wartość tf-idf: tf-idf 0.150
[...]
```

[1] Dokładne wyjaśnienie wzoru na TFIDF znajdziesz na stronie *https://pl.wikipedia.org/wiki/TFIDF — przyp. tłum.*

Kup ksi k

Pole ksi k

W tym przykładzie cztery najważniejsze informacyjnie słowa z pierwszego dokumentu to: `caste`, `baube`, `flb` i `tm` (to dla nich uzyskaliśmy najwyższy wynik `tf-idf`). To oznacza, że częstotliwość tych słów w danym dokumencie jest wysoka, natomiast w innych dokumentach pojawiają się one stosunkowo rzadko. W kontekście teorii informacji oznacza to, że entropia tych słów w dokumencie jest wysoka, a w zbiorze wszystkich dokumentów — niska.

Do tej pory generowaliśmy cechy dla każdego słowa. A może połączyć grupy słów ze sobą? Efekt ten można uzyskać, stosując bigramy zamiast unigramów. Gdy używane są bigramy (i, ogólnie, n-gramy), ważne są obecność lub nieobecność słowa oraz jego sąsiedztwo (czyli wyrazy znajdujące się w pobliżu i ich pozycje). Możesz oczywiście łączyć unigramy z n-gramami w celu uzyskania rozbudowanego wektora cech dla każdego dokumentu. Przetestujmy działanie n-gramów w następującym prostym przykładzie:

```
Wejście:
text_1 = 'we love data science'
text_2 = 'data science is hard'
documents = [text_1, text_2]
documents
Wyjście: ['we love data science', 'data science is hard']
Wejście: # To domyślne rozwiązanie stosowane już wcześniej.
count_vect_1_grams = CountVectorizer(ngram_range=(1, 1),
stop_words=[], min_df=1)
word_count = count_vect_1_grams.fit_transform(documents)
word_list = count_vect_1_grams.get_feature_names()
print ("Lista słów = ", word_list)
print ("Tekst text_1 można opisać za pomocą określeń", [word_list[n] + "(" +
str(word_count[0, n]) + ")" for n in word_count[0].indices])
Wyjście:
Lista słów = ['data', 'hard', 'is', 'love', 'science', 'we']
Tekst text_1 można opisać za pomocą określeń ['we(1)', 'love(1)', 'data(1)',
'science(1)']
Wejście: # Teraz generowany jest wektor wystąpień bigramów.
count_vect_1_grams = CountVectorizer(ngram_range=(2, 2))
word_count = count_vect_1_grams.fit_transform(documents)
word_list = count_vect_1_grams.get_feature_names()
print ("Lista słów = ", word_list)
print ("Tekst text_1 można opisać za pomocą określeń", [word_list[n] + "(" +
str(word_count[0, n]) + ")" for n in word_count[0].indices])
Wyjście:
Lista słów = ['data science', 'is hard', 'love data',
'science is', 'we love']
Tekst text_1 można opisać za pomocą określeń ['we love(1)', 'love data(1)',
'data science(1)']
Wejście: # Teraz generowany jest wektor z uni- i bigramami.
count_vect_1_grams = CountVectorizer(ngram_range=(1, 2))
word_count = count_vect_1_grams.fit_transform(documents)
word_list = count_vect_1_grams.get_feature_names()
print ("Lista słów = ", word_list)
print ("Tekst text_1 można opisać za pomocą określeń", [word_list[n] + "(" +
str(word_count[0, n]) + ")" for n in word_count[0].indices])
```


Kup książkę Poleć książkę

```
Wyjście:
Lista słów = ['data', 'data science', 'hard', 'is', 'is hard',
'love', 'love data', 'science', 'science is', 'we', 'we love']
Tekst text_1 można opisać za pomocą określeń ['we(1)', 'love(1)', 'data(1)',
'science(1)', 'we love(1)', 'love data(1)', 'data science(1)']
```

W tym przykładzie połączyliśmy w intuicyjny sposób pierwsze podejście z drugim. Tu używany jest typ `CountVectorizer`, jednak w ramach tej techniki bardzo często stosowany jest też typ `TfidfVectorizer`. Zauważ, że stosowanie n-gramów skutkuje wykładniczym wzrostem liczby cech.

Jeśli liczba cech jest za duża (słownictwo jest zbyt bogate, występuje za dużo n-gramów lub komputer ma ograniczoną wydajność), możesz zastosować sztuczkę zmniejszającą złożoność problemu (najpierw jednak oceń, czy ograniczenie złożoności jest warte wzrostu wydajności). Często stosowana jest sztuczka z haszowaniem, polegająca na generowaniu skrótów dla słów (lub n-gramów). Dla niektórych słów skróty są takie same, dlatego powstają kubełki ze słowami. Kubełki to zbiory semantycznie niepowiązanych słów o takich samych skrótach. Za pomocą obiektu typu `HashingVectorizer` możesz (tak jak w poniższym przykładzie) ustalić liczbę kubełków. Wynikowa macierz oczywiście odzwierciedla to ustawienie:

```
Wejście: from sklearn.feature_extraction.text import HashingVectorizer
hash_vect = HashingVectorizer(n_features=1000)
word_hashed = hash_vect.fit_transform(twenty_sci_news.data)
word_hashed.shape
Wyjście: (1187, 1000)
```

Zauważ, że nie można odwrócić procesu haszowania (jest to nieodwracalny proces generowania skrótu danych). Dlatego po przekształceniach trzeba pracować z cechami w postaci skrótów. Haszowanie ma sporo zalet: umożliwia szybkie przekształcanie zbiorów słów w wektory cech (cechami są wtedy kubełki skrótów), łatwe uwzględnianie w cechach niespotykanych wcześniej słów i unikanie nadmiernego dopasowywania modelu do danych (ponieważ do kubełków trafiają niepowiązane słowa).

Scraping stron internetowych za pomocą pakietu Beautiful Soup

W poprzednim punkcie pokazaliśmy, jak operować danymi tekstowymi, gdy zbiór danych jest już dostępny. A co zrobić, gdy konieczne są scraping strony internetowej i ręczne pobranie danych?

Taka sytuacja zdarza się częściej, niż mógłbyś podejrzewać. Scraping jest bardzo popularnym zagadnieniem w obszarze nauki o danych. Oto przykłady:

- Instytucje finansowe stosują scraping stron, by poznać nowe szczegóły i uzyskać informacje na temat firm, w które inwestują. Doskonałymi źródłami takich analiz są serwisy informacyjne, sieci społecznościowe, blogi, fora i witryny korporacyjne.

Kup ksi k Pole ksi k

- Agencje reklamowe i domy mediowe analizują nastroje konsumentów i popularność różnych materiałów w internecie, aby zrozumieć reakcje odbiorców.
- Firmy specjalizujące się w analizach i rekomendacjach stosują scraping stron w celu zrozumienia wzorców zachowań użytkowników i ich modelowania.
- W porównywarkach internet jest używany do porównywania cen, produktów i usług. Użytkownicy otrzymują dzięki temu aktualizowany zbiorczy obraz bieżącej sytuacji.

Niestety bardzo trudno jest automatycznie przetwarzać witryny, ponieważ są one budowane i konserwowane przez inne osoby oraz różnią się infrastrukturą, lokalizacją, językami i strukturą. Jedynym wspólnym aspektem jest reprezentacja opracowana w standardowym języku, którym zwykle jest HTML.

To dlatego zdecydowana większość dostępnych obecnie narzędzi do scrapingu stron internetowych potrafi tylko na ogólnym poziomie „zrozumieć” strony HTML i poruszać się po nich. Jeden z najczęściej stosowanych parserów stron internetowych to Beautiful Soup. Jest to napisane w Pythonie bardzo stabilne i proste w użyciu narzędzie. Potrafi wykrywać błędy i fragmenty nieprawidłowo zbudowanego kodu na stronach HTML-owych (pamiętaj, że strony internetowe są często pisane przez ludzi, dlatego mogą zawierać błędy).

Kompletny opis narzędzia Beautiful Soup wymagałby całej książki. W tym miejscu przedstawiamy tylko wybrane aspekty. Przede wszystkim Beautiful Soup nie jest robotem internetowym (ang. *crawler*). Dlatego do wczytywania stron należy zastosować na przykład bibliotekę `urllib`.

Pobierzmy teraz z Wikipedii kod strony poświęconej Williamowi Szekspirowi:

```
Wejście: import urllib.request
url = 'https://en.wikipedia.org/wiki/William_Shakespeare'
request = urllib.request.Request(url)
response = urllib.request.urlopen(request)
```

Teraz należy nakazać narzędziu Beautiful Soup wczytanie zasobu i parsowanie danych za pomocą parsera HTML-a:

```
Wejście: from bs4 import BeautifulSoup
soup = BeautifulSoup(response, 'html.parser')
```

Gdy obiekt `soup` jest już gotowy, można kierować do niego zapytania. W celu pobrania tytułu zażądaj atrybutu `title`:

```
Wejście: soup.title
Wyjście: <title>William Shakespeare - Wikipedia, the free encyclopedia</title>
```

Widać tu, że zwracany jest cały znacznik `title`. Umożliwia to dokładną analizę zagnieżdżonej struktury strony w HTML-u. Załóżmy, że chcesz poznać kategorie powiązane ze stroną Wikipedii poświęconą Williamowi Szekspirowi. Bardzo przydatne jest wtedy utworzenie grafu dla artykułu i rekurencyjne pobieranie oraz parsowanie powiązanych stron. Najpierw należy

Kup ksi k Pole ksi k

ręcznie przeanalizować stronę w HTML-u, by ustalić odpowiedni znacznik zawierający szukane informacje. Pamiętaj, że w nauce o danych „nie ma nic za darmo". Nie istnieją funkcje automatycznego wykrywania danych, a poza tym ustalone informacje mogą się zmienić, gdy w Wikipedii zastosowany zostanie nowy format stron.

W wyniku ręcznych analiz okazuje się, że kategorie są przechowywane w znaczniku `div` o nazwie `mw-normal-catlinks`. Oprócz pierwszego odsyłacza wszystkie pozostałe są odpowiednie. Pora przystąpić do pisania kodu z uwzględnieniem poczynionych obserwacji. Kod wyświetla tu każdą kategorię, tytuł strony, do której prowadzi odsyłacz, i względny odnośnik:

```
Wejście:
section = soup.find_all(id='mw-normal-catlinks')[0]
for catlink in section.find_all("a")[1:]:
    print(catlink.get("title"), "->", catlink.get("href"))
Wyjście:
Category:William Shakespeare -> /wiki/Category:William_Shakespeare
Category:1564 births -> /wiki/Category:1564_births
Category:1616 deaths -> /wiki/Category:1616_deaths
Category:16th-century English male actors ->
/wiki/Category:16thcentury_English_male_actors
Category:English male stage actors ->
/wiki/Category:English_male_stage_actors
Category:16th-century English writers -> /wiki/Category:16thcentury_English_writers
```

Dwukrotnie używamy tu metody `find_all`, aby znaleźć wszystkie znaczniki HTML-a z tekstem podanym w argumencie. W pierwszym przypadku interesuje nas identyfikator. W drugim szukamy wszystkich znaczników `a`.

Na podstawie danych wyjściowych i z zastosowaniem tego samego kodu do nowych adresów URL można rekurencyjnie pobrać odpowiednie strony kategorii z Wikipedii i dotrzeć do kategorii nadrzędnych.

Ostatnia uwaga na temat scrapingu — pamiętaj, że ta technika nie zawsze jest dozwolona. Nawet gdy jej stosowanie jest dopuszczalne, zadbaj o ograniczenie szybkości pobierania danych. Jeśli szybkość pobierania będzie zbyt wysoka, serwer witryny może uznać to za prowadzony na niewielką skalę atak DoS i dodać Twój adres IP do czarnej listy oraz go zablokować. Więcej informacji znajdziesz w warunkach użytkowania witryny (możesz też skontaktować się z administratorami). Pobieranie danych z witryn chronionych prawem autorskim może prowadzić do problemów. To dlatego większość firm stosujących scraping korzysta w tym celu z usług zewnętrznych dostawców lub podpisuje specjalne umowy z właścicielami witryn.

Kup ksi k Pole ksi k

Przetwarzanie danych za pomocą pakietu NumPy

Przedstawiliśmy już najważniejsze polecenia z biblioteki pandas służące do wczytywania danych i wstępnego przetwarzania ich w pamięci — w całości, w mniejszych porcjach lub nawet jako pojedynczych wierszy danych. W następnym etapie potoku należy zająć się tymi danymi w celu przygotowania macierzy z danymi dostosowanej do procedur uczenia (nadzorowanego lub nienadzorowanego).

Jako najlepszą praktykę zalecamy rozbicie tego zadania na etap, w którym dane wciąż są niejednorodne (obejmuję wartości liczbowe i symboliczne), i kolejny etap, gdy dane mają już postać tabeli liczb. Tabela (macierz) danych obejmuje wiersze reprezentujące obserwacje oraz kolumny z zaobserwowanymi wartościami (pełniącymi funkcję zmiennych).

Zgodnie z naszymi poradami powinieneś przełączać się między dwoma najważniejszymi pakietami Pythona służącymi do analiz naukowych (pandas i NumPy) oraz dwiema podstawowymi strukturami danych z tych pakietów (`DataFrame` i `ndarray`). Używany przez ciebie potok pracy będzie wtedy wydajniejszy i szybszy.

Ponieważ struktura danych, która ma trafić do następnej fazy (uczenia maszynowego), jest macierzą reprezentowaną za pomocą typu `ndarray` z pakietu NumPy, zacznijmy od efektu, jaki chcemy uzyskać. Zobacz, jak wygenerować obiekt tego typu.

N-wymiarowe tablice z pakietu NumPy

Python udostępnia natywne struktury danych, na przykład listy i słowniki, z których w miarę możliwości powinieneś korzystać. Listy pozwalają przechowywać sekwencje niejednorodnych obiektów (na tej samej liście możesz przechowywać na przykład liczby, tekst, grafikę i dźwięki). Natomiast słowniki są oparte na tablicy wyszukiwania (tablicy z haszowaniem) i pozwalają uzyskać dostęp do danych. Tymi danymi może być dowolny obiekt Pythona. Często jest nim lista lub inny słownik. Tak więc za pomocą słowników można budować złożone, wielowymiarowe struktury danych.

Listy i słowniki mają jednak określone ograniczenia. Przede wszystkim powodują problemy z pamięcią i wydajnością. Nie są zoptymalizowane pod kątem zajmowania prawie przyległych bloków pamięci, co może prowadzić do problemów, gdy próbujesz zastosować wysoce zoptymalizowane algorytmy lub obliczenia z użyciem wielu procesorów (pamięć stanowi wtedy wąskie gardło). Dlatego te struktury doskonale nadają się do przechowywania danych, ale nie do wykonywania na nich operacji. Jeśli więc chcesz operować na danych, musisz najpierw zdefiniować niestandardowe funkcje i iteracyjnie pobierać elementy listy lub słownika. Gdy przetwarzane są duże zbiory danych, iteracja często okazuje się nieoptymalna.

Kup ksi k Pole ksi k

Pakiet NumPy udostępnia klasę `ndarray` (reprezentującą n-wymiarowe tablice) o następujących cechach:

- Jest optymalna ze względu na pamięć (i, oprócz innych aspektów, skonfigurowana tak, by przekazywać dane do procedur w języku C lub Fortran z blokami pamięci uporządkowanymi w sposób zapewniający najwyższą wydajność).
- Umożliwia szybkie obliczenia z obszaru algebry liniowej (wektoryzacja) i operacje na elementach (broadcasting[2]) bez konieczności stosowania iteracji w postaci pętli `for`, które w Pythonie są zwykle kosztowne obliczeniowo.
- Funkcje z ważnych bibliotek (takich jak SciPy i scikit-learn) wymagają tablic jako danych wyjściowych.

Te cechy związane są jednak z pewnymi ograniczeniami. Oto wady obiektów typu `ndarray`:

- Zwykle przechowują one tylko elementy jednego konkretnego typu danych, który można wcześniej zdefiniować (istnieje wprawdzie możliwość zdefiniowania złożonych i niejednorodnych typów danych, jednak korzystanie z nich w kontekście analiz byłoby bardzo trudne).
- Po zainicjowaniu takich obiektów ich wielkość jest stała. Jeśli zechcesz zmienić wielkość obiektu, musisz utworzyć go od nowa.

Podstawowe informacje o obiektach ndarray z pakietu NumPy

W Pythonie tablica to blok przyległych w pamięci danych określonego typu z nagłówkiem wskazującym schemat indeksowania i deskryptorem typu danych.

Dzięki schematowi indeksowania za pomocą tablic można reprezentować wielowymiarowe struktury danych, w których indeks każdego elementu jest krotką obejmującą n liczb całkowitych, gdzie n to liczba wymiarów. Gdy tablica jest jednowymiarowa (czyli jest wektorem sekwencyjnych danych), indeks rozpoczyna się od zera (tak jak w listach Pythona).

Gdy tablica jest dwuwymiarowa, trzeba zastosować indeks w postaci dwóch liczb całkowitych (krotki ze współrzędnymi x, y), dla trzech wymiarów potrzebne są trzy liczby całkowite (krotka x, y, z) itd.

W każdej lokalizacji wskazywanej przez indeks tablica zawiera dane określonego typu. Tablica może przechowywać różne liczbowe typy danych, a także łańcuchy znaków i inne obiekty Pythona. Można też tworzyć niestandardowe typy danych i dodawać w ten sposób sekwencje różnych typów, choć odradzamy to rozwiązanie i zalecamy stosowanie w takich sytuacjach typu `DataFrame` z biblioteki pandas. Struktury danych z tej biblioteki zapewniają więcej możliwości,

---

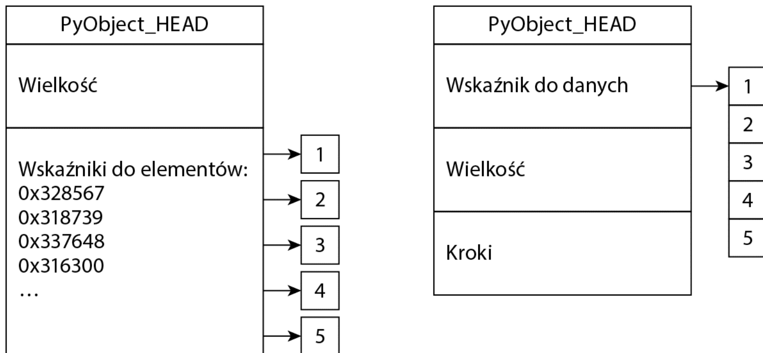
[2] Czyli dostosowywanie kształtu mniejszej tablicy do większej; zobacz *https://docs.scipy.org/doc/numpy/user/basics.broadcasting.html — przyp. tłum.*

Kup ksi k
Pole ksi k

gdy intensywnie używane są niejednorodne typy danych (jeśli takie typy są potrzebne badaczowi danych). W tej książce stosujemy tablice z pakietu NumPy tylko dla konkretnych, zdefiniowanych typów, a do obsługi niejednorodnych danych posługujemy się biblioteką pandas.

Ponieważ typ elementów tablicy i liczba zajmowanych przez nie bajtów są zdefiniowane od początku, w procesie tworzenia tablicy rezerwowana jest przestrzeń dokładnie mieszcząca wszystkie dane. Dlatego dostęp do elementów tablicy, ich modyfikowanie i obliczenia na nich odbywają się dość szybko, choć dzieje się to kosztem tego, że tablica jest stała i nie można zmienić jej struktury.

Listy Pythona są bardzo nieporęczne i powolne. Są kolekcjami wskaźników łączących listę z rozproszonymi w pamięci lokalizacjami zawierającymi same dane. Na następnym rysunku widać, że typ `ndarray` obejmuje tylko wskaźnik prowadzący do jednej lokalizacji w pamięci, gdzie przechowywane są uporządkowane sekwencyjnie dane. Gdy chcesz uzyskać dostęp do danych z tablicy `ndarray`, wymaga to mniej operacji i korzystania z mniejszej liczby lokalizacji w pamięci niż przy stosowaniu list. Z tego wynika wydajność i szybkość takich tablic w pracy z dużymi zbiorami danych. Wadą jest to, że zawartości tych tablic nie można zmieniać. Wstawianie do nich danych lub usuwanie z nich danych wymaga utworzenia nowej tablicy.



Niezależnie od liczby wymiarów tablicy `ndarray` dane zawsze są porządkowane jako ciągła sekwencja wartości (w ciągłym bloku pamięci). Znajomość wielkości tablicy i kroków (określających, ile bajtów w pamięci trzeba przeskoczyć, aby przejść do następnej pozycji na danej osi) pozwala na łatwe poprawne reprezentowanie tablicy i operowanie na niej.

Gdy trzeba reprezentować wiele wymiarów za pomocą list, konieczne jest utworzenie list zagnieżdżonych, co dodatkowo zwiększa koszty dostępu do danych i fragmentację danych.

> Może się wydawać, że to tylko niepotrzebne gadanie informatyków. W końcu badacze danych chcą jedynie szybko wykonywać za pomocą Pythona przydatne operacje. To oczywiście słuszne podejście, jednak zwięzła („szybka”) składnia nie zawsze przekłada się na szybkie wykonywanie kodu. Jeśli opanujesz wewnętrzne mechanizmy pakietu NumPy i biblioteki pandas, będziesz mógł przyspieszyć pracę kodu i wykonywać więcej operacji w krótszym czasie. Zetknęliśmy się z sytuacją, w której czas pracy składniowo poprawnego kodu przekształcającego dane z użyciem pakietu NumPy i biblioteki pandas udało się w wyniku odpowiedniej refaktoryzacji skrócić o 95%!

Kup ksi k Pole ksi k

Na potrzeby tej książki bardzo ważne jest też, by zrozumieć, że w ramach dostępu lub przekształcania tablicy czasem kod tylko tworzy widok jej zawartości, a czasem ją kopiuje. W trakcie **tworzenia widoku** tablicy wywoływana jest procedura, która umożliwia konwersję danych z tablicy na inne dane, przy czym źródłowa tablica się nie zmienia. W poprzednim przykładzie tworzenie widoku powoduje jedynie zmianę atrybutu opisującego wielkość tablicy `ndarray`. Same dane pozostają nietknięte. Dlatego transformacje danych związane z tworzeniem widoku tablicy są nietrwałe — chyba że utrwalisz je w nowej tablicy.

Natomiast w trakcie **kopiowania** powstaje nowa tablica o nowej strukturze (zajmująca świeżą pamięć). Nie polega to tylko na zmianie parametru określającego wielkość tablicy. Zamiast tego rezerwowany jest nowy przyległy blok pamięci, do którego dane zostają skopiowane.

> Obiekty typu `DataFrame` z biblioteki pandas składają się z jednowymiarowych tablic `ndarray` z pakietu NumPy. Dlatego też cechują się szybkością i wydajnym wykorzystaniem pamięci typowymi dla tablic `ndarray`, gdy operacje dotyczą kolumn (ponieważ każda kolumna to tablica `ndarray`). Gdy operacje dotyczą wierszy, obiekty typu `DataFrame` są mniej wydajne, ponieważ sekwencyjnie używane są różne kolumny (czyli inne tablice `ndarray`). Ponadto wydajniejsze jest wskazywanie lokalizacji w obiektach typu `DataFrame` za pomocą indeksu pozycyjnego, a nie przy użyciu indeksu z biblioteki pandas. Jest tak, ponieważ w tablicach `ndarray` do wskazywania pozycji służą liczby całkowite. Używanie indeksów z biblioteki pandas (które mogą być tekstowe) wymaga przekształcenia indeksu na odpowiednią pozycję, aby móc poprawnie operować na danych.

Tworzenie tablic z pakietu NumPy

Tablice z pakietu NumPy można tworzyć na kilka sposobów. Oto niektóre z nich:

- przekształcenie istniejącej struktury danych w tablicę,
- utworzenie tablicy od podstaw i zapełnienie jej domyślnymi lub obliczonymi wartościami,
- wczytanie danych z dysku do tablicy.

Jeśli chcesz przekształcić istniejącą strukturę danych, najwygodniej użyć listy ustrukturyzowanej lub obiektu typu `DataFrame`.

Przekształcanie list w jednowymiarowe tablice

Jednym z najczęściej wykonywanych zadań związanych z pracą z danymi jest przekształcanie listy w tablicę.

W trakcie przeprowadzania takiej operacji ważne jest, by uwzględnić zawartość obiektów z listy, ponieważ wpływa to na liczbę wymiarów i typ `dtype` wynikowej tablicy.

Kup ksi k Pole ksi k

Zacznijmy od listy zawierającej same liczby całkowite:

```
Wejście: import numpy as np
Wejście: # Transformacja listy w jednowymiarową tablicę
list_of_ints = [1,2,3]
Array_1 = np.array(list_of_ints)
Wejście: Array_1
Wyjście: array([1, 2, 3])
```

Pamiętaj, że dostęp do jednowymiarowej tablicy można uzyskać w ten sam sposób co do standardowych list Pythona (za pomocą rozpoczynających się od zera indeksów):

```
Wejście: Array_1[1] # Wyświetlanie drugiej wartości
Wyjście: 2
```

Można pobrać dodatkowe informacje na temat typu obiektu i typu jego elementów (wynikowy typ zależy od tego, czy system jest 32-bitowy, czy 64-bitowy):

```
Wejście: type(Array_1)
Wyjście: numpy.ndarray
Wejście: Array_1.dtype
Wyjście: dtype('int64')
```

Domyślny typ `dtype` zależy od używanego systemu operacyjnego.

Prosta lista liczb całkowitych zostanie przekształcona w jednowymiarową tablicę, czyli w wektor 32-bitowych liczb całkowitych (od –231 do 231–1; są to domyślne wartości liczb całkowitych w systemie używanym przez nas do wykonywania przykładów).

Kontrolowanie ilości zajmowanej pamięci

Możesz uznać, że stosowanie typu `int64` dla ograniczonego zakresu wartości to marnotrawstwo pamięci.

W sytuacjach, gdy używanych jest dużo danych, możesz obliczyć ilość pamięci zajmowaną przez obiekt `Array_1`:

```
Wejście: import numpy as np
Wejście: Array_1.nbytes
Wyjście: 24
```

Zauważ, że w systemach 32-bitowych (lub przy stosowaniu 32-bitowej wersji Pythona w systemie 64-bitowym) wynikiem jest 12.

Aby zmniejszyć ilość zajmowanej pamięci, możesz określić typ najlepiej dopasowany do tablicy:

```
Wejście: Array_1 = np.array(list_of_ints, dtype= 'int8')
```


Kup ksi k
Pole ksi k

Teraz utworzona prosta tablica zajmuje jedną czwartą pamięci potrzebnej w poprzedniej wersji. Ten przykład może wydawać się oczywisty i nadmiernie uproszczony, jednak gdy przetwarzasz miliony wierszy i kolumn, zdefiniowanie typu danych optymalnie dostosowanego do analiz pozwala uratować sytuację i zmieścić wszystkie dane w pamięci.

Dla informacji czytelników przedstawiamy tabelę z typami najczęściej używanymi w aplikacjach z obszaru nauki o danych. W tabeli tej znajdziesz też informacje o pamięci zajmowanej przez pojedyncze elementy poszczególnych typów.

Typ	Wielkość w bajtach	Opis
`bool`	1	Wartości logiczne (`True` lub `False`) zapisywane jako bajt
`int_`	4	Domyślny typ całkowitoliczbowy (zwykle `int32` lub `int64`)
`int8`	1	Bajt (od –128 do 127)
`int16`	2	Liczba całkowita (od –32 768 do 32 767)
`int32`	4	Liczba całkowita (od –2**31 do 2**31–1)
`int64`	8	Liczba całkowita (od –2**63 do 2**63–1)
`uint8`	1	Liczba całkowita bez znaku (od 0 do 255)
`uint16`	2	Liczba całkowita bez znaku (od 0 do 65 535)
`uint32`	3	Liczba całkowita bez znaku (od 0 do 2**32–1)
`uint64`	4	Liczba całkowita bez znaku (od 0 do 2**64–1)
`float_`	8	Skrótowy zapis typu `float64`
`float16`	2	Liczba zmiennoprzecinkowa o połowicznej precyzji (wykładnik 5 bitów, mantysa 10 bitów)
`float32`	4	Liczba zmiennoprzecinkowa o pojedynczej precyzji (wykładnik 8 bitów, mantysa 23 bity)
`float64`	8	Liczba zmiennoprzecinkowa o podwójnej precyzji (wykładnik 11 bitów, mantysa 52 bity)

Istnieją też inne typy liczbowe (na przykład dla liczb zespolonych), które są stosowane rzadziej, ale mogą okazać się potrzebne w danej aplikacji (przykładowo do generowania spektrogramu). Kompletny zestaw typów znajdziesz w podręczniku użytkownika pakietu NumPy na stronie *https://docs.scipy.org/doc/numpy/user/basics.types.html*.

Jeśli chcesz zmienić typ tablicy, możesz łatwo utworzyć nową tablicę, rzutując pierwotną na określony nowy typ:

```
Wejście: Array_1b = Array_1.astype('float32')
Array_1b
Wyjście: array([ 1., 2., 3.], dtype=float32)
```

Jeśli tablica zajmuje dużo pamięci, metoda `.astype` zawsze kopiuje dane i tworzy nową tablicę.

Kup ksi k Pole ksi k

Listy niejednorodne

Co się stanie, gdy utworzysz listę składającą się z niejednorodnych elementów, na przykład liczb całkowitych, liczb zmiennoprzecinkowych i łańcuchów znaków? Sytuacja się skomplikuje. Oto krótki przykład ilustrujący taki scenariusz:

```
Wejście: import numpy as np
complex_list = [1,2,3] + [1.,2.,3.] + ['a','b','c']
Array_2 = np.array(complex_list[:3]) # Początkowo lista wejściowa
# zawiera same liczby całkowite.
print ('complex_list[:3]', Array_2.dtype)
Array_2 = np.array(complex_list[:6]) # Następnie zawiera liczby całkowite i zmiennoprzecinkowe.
print ('complex_list[:6]', Array_2.dtype)
Array_2 = np.array(complex_list) # W ostatnim kroku dodajemy łańcuchy znaków.
print ('complex_list[:] ',Array_2.dtype)
Wyjście:
complex_list[:3] int64
complex_list[:6] float64
complex_list[:]  <U32
```

Z danych wyjściowych wynika, że wartości typu `int` są zastępowane wartościami typu `float`, a z kolei te są ostatecznie przekształcane w łańcuchy znaków (sekwencja `<U32` oznacza łańcuchy znaków Unicode o wielkości do 32 bitów).

W trakcie tworzenia tablic na podstawie list możesz łączyć elementy różnych typów. Najbardziej charakterystycznym dla Pythona sposobem sprawdzenia wynikowego typu jest zbadanie atrybutu `dtype` uzyskanej tablicy.

Zauważ, że jeśli nie jesteś pewien, jakie dane zawiera tablica, musisz to sprawdzić. W przeciwnym razie może się okazać, że operowanie wynikową tablicą będzie niemożliwe, co doprowadzi do błędu (z powodu nieobsługiwanego typu operandu):

```
Wejście: # Sprawdzanie, czy tablica z pakietu NumPy zawiera elementy odpowiedniego typu liczbowego.
print (isinstance(Array_2[0],np.number))
Wyjście: False
```

W procesie przekształcania danych przypadkowe natrafienie na wyjściową tablicę łańcuchów znaków oznacza, że programista w poprzednim kroku zapomniał przekształcić zmienne na liczby (na przykład w trakcie zapisywania wszystkich danych w obiekcie typu `DataFrame`). W podrozdziale „Praca z danymi kategorialnymi i tekstowymi” omawiamy proste sposoby postępowania w takich sytuacjach.

Najpierw jednak warto dokończyć omawianie tworzenia tablic na podstawie list. Wcześniej wspomnieliśmy, że typ obiektów z listy wpływa na liczbę wymiarów tablicy.

Kup ksi k | Pole ksi k

Od list do tablic wielowymiarowych

Lista zawierająca obiekty tekstowe lub liczby jest przekształcana w tablicę jednowymiarową (reprezentującą na przykład wektor współczynników), natomiast lista list daje tablicę dwuwymiarową, a lista list list skutkuje utworzeniem tablicy trójwymiarowej:

```
Wejście: import numpy as np
# Przekształcanie listy w tablicę dwuwymiarową
a_list_of_lists = [[1,2,3],[4,5,6],[7,8,9]]
Array_2D = np.array(a_list_of_lists )
Array_2D
Wyjście:
array([[1, 2, 3],
       [4, 5, 6],
       [7, 8, 9]])
```

Wcześniej wspomnieliśmy, że za pomocą indeksów możesz wskazywać pojedyncze wartości. Tu używane są dwa indeksy — jeden określający wiersz (oś 0) i drugi określający kolumnę (oś 1):

```
Wejście: Array_2D[1,1]
Wyjście: 5
```

Do rozwiązywania problemów z obszaru nauki o danych standardowo używane są tablice dwuwymiarowe. Możesz też zetknąć się z tablicami trójwymiarowymi z dodatkowym wymiarem reprezentującym na przykład czas:

```
Wejście: # Przekształcanie listy w tablicę wielowymiarową
a_list_of_lists_of_lists = [[[1,2],[3,4],[5,6]],
[[7,8],[9,10],[11,12]]]
Array_3D = np.array(a_list_of_lists_of_lists)
Array_3D
Wyjście:
array([[[ 1, 2],
        [ 3, 4],
        [ 5, 6]],
       [[ 7, 8],
        [ 9, 10],
        [11, 12]]])
```

Aby uzyskać dostęp do pojedynczych elementów tablicy trójwymiarowej, należy podać trzy indeksy:

```
Wejście: Array_3D[0,2,0] # Dostęp do piątego elementu
Wyjście: 5
```

Tablice można tworzyć za pomocą krotek, podobnie jak buduje się listy. Słowniki można przekształcać w listy dwuwymiarowe za pomocą metody `.items()`, zwracającej kopię listy par klucz-wartość ze słownika:

```
Wejście: np.array({1:2,3:4,5:6}.items())
Wyjście: array([[1, 2], [3, 4], [5, 6]])
```


Kup ksi k Pole ksi k

Zmiana wielkości tablic

Wcześniej wspomnieliśmy, że możliwa jest zmiana typu elementów tablicy. Teraz pokazujemy najczęściej stosowane instrukcje zmieniające kształt istniejącej tablicy.

Zacznijmy od przykładu ilustrującego metodę `.reshape`. Jako parametr przyjmuje ona krotkę *n*-elementową z wielkością nowych wymiarów:

```
Wejście: import numpy as np
# Zmiana kształtu tablicy z pakietu NumPy
original_array = np.array([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8])
Array_a = original_array.reshape(4,2)
Array_b = original_array.reshape(4,2).copy()
Array_c = original_array.reshape(2,2,2)
# Uwaga — metoda reshape tworzy widoki danych, a nie ich kopie.
original_array[0] = -1
```

Pierwotna tablica to jednowymiarowy wektor liczb całkowitych od 1 do 8.

- Do zmiennej `Array_a` przypisywana jest tablica `original_array` o wymiarach zmienionych na 4×2.
- Podobna operacja wykonywana jest na zmiennej `Array_b`, przy czym tu dodatkowo wywoływana jest metoda `.copy()`, powodująca skopiowanie tablicy do nowej zmiennej.
- Do zmiennej `Array_c` przypisywana jest tablica trójwymiarowa o wymiarach 2×2×2.
- Po wykonaniu tych operacji wartość pierwszego elementu tablicy `original_array` jest zmieniana z 1 na `-1`.

Jeśli teraz sprawdzisz zawartość tablic, zauważysz, że wymiary tablic `Array_a` i `Array_c` są zgodne z oczekiwaniami, jednak wartość pierwszego elementu wynosi `-1`. Dzieje się tak, ponieważ te tablice dynamicznie odzwierciedlają pierwotną tablicę, której widok przedstawiają:

```
Wejście: Array_a
Wyjście:
array([[-1, 2],
       [3, 4],
       [5, 6],
       [7, 8]])
Wejście: Array_c
Wyjście:
array([[[-1, 2],
        [3, 4]],
       [[ 5, 6],
        [7, 8]]])
```

Tylko w tablicy `Array_b`, o wartościach skopiowanych przed zmodyfikowaniem pierwotnej tablicy, pierwszy element jest równy `1`:

Kup ksi k Pole ksi k

```
Wejście: Array_b
Wyjście:
array([[1, 2],
       [3, 4],
       [5, 6],
       [7, 8]])
```

Jeśli chcesz zmienić wymiary pierwotnej tablicy, powinieneś zastosować metodę `resize`:

```
Wejście: original_array.resize(4,2)   original_array
Wyjście: array([[-1, 2],
                [ 3, 4],
                [ 5, 6],
                [ 7, 8]])
```

Te same efekty można uzyskać, przypisując do atrybutu `.shape` krotkę z wartościami reprezentującymi wielkość określonych wymiarów:

```
Wejście: original_array.shape = (4,2)
```

Jeśli tablica jest dwuwymiarowa i chcesz przestawić wiersze z kolumnami (czyli przeprowadzić transpozycję), zastosuj metodę `.T` lub `transpose()`. Wynikiem takiej transformacji jest (podobnie jak przy stosowaniu metody `.reshape`) widok.

```
Wejście: original_array
Wyjście:
array([[-1, 2],
       [ 3, 4],
       [ 5, 6],
       [ 7, 8]])
```

Tablice generowane przez funkcje z pakietu NumPy

Jeśli potrzebujesz wektora lub macierzy o określonych cechach (na przykład z zerami, jedynkami, sekwencją liczb porządkowych lub liczbami losowymi z wybranego rozkładu statystycznego), funkcje z pakietu NumPy zapewnią Ci bogate możliwości.

Zacznijmy od tego, że za pomocą funkcji `arrange` można łatwo utworzyć tablicę z pakietu NumPy zawierającą liczby porządkowe (całkowite). Funkcja ta generuje wartości całkowitoliczbowe z danego przedziału (zwykle zaczynającego się od zera), po czym można określić wymiary uzyskanych danych:

```
Wejście: import numpy as np
Wejście: ordinal_values = np.arange(9).reshape(3,3)
ordinal_values
Wyjście:
array([[0, 1, 2],
       [3, 4, 5],
       [6, 7, 8]])
```


Kup ksi k   Pole ksi k

Jeśli chcesz odwrócić kolejność wartości w tablicy, zastosuj następujące polecenie:

```
Wejście: np.arange(9)[::-1]
Wyjście: array([8, 7, 6, 5, 4, 3, 2, 1, 0])
```

Jeżeli chcesz uzyskać losowe liczby całkowite (bez określonej kolejności i z możliwymi powtórzeniami), wywołaj poniższą instrukcję:

```
Wejście: np.random.randint(low=1,high=10,size=(3,3)).reshape(3,3)
```

Przydatne mogą być też tablice zawierające same zera i jedynki. Możesz też tworzyć macierze jednostkowe:

```
Wejście: np.zeros((3,3))
Wejście: np.ones((3,3))
Wejście: np.eye(3)
```

Jeśli tablica będzie używana do przeszukiwania siatki parametrów (ang. *grid-search*) w celu ustalenia optymalnych parametrów, najbardziej przydatne będą wartości ułamkowe rosnące ze stałym krokiem lub w postępie logarytmicznym:

```
Wejście: fractions = np.linspace(start=0, stop=1, num=10)
Wejście: growth = np.logspace(start=0, stop=1, num=10, base=10.0)
```

Do inicjowania wektora lub macierzy współczynników przydatne mogą być rozkłady statystyczne (na przykład normalny lub jednostajny).

Ta instrukcja tworzy macierz o wymiarach 3×3 z wartościami standaryzowanymi zgodnie z rozkładem normalnym (ze średnią równą 0 i odchyleniem standardowym równym 1):

```
Wejście: std_gaussian = np.random.normal(size=(3,3))
```

Jeśli potrzebna jest inna średnia lub inne odchylenie standardowe, zastosuj następujące polecenie:

```
Wejście: gaussian = np.random.normal(loc=1.0, scale= 3.0, size=(3,3))
```

Parametr `loc` określa średnią, a `scale` wyznacza odchylenie standardowe.

Innym rozkładem statystycznym często wybieranym do inicjowania wektorów jest rozkład jednostajny:

```
Wejście: rand = np.random.uniform(low=0.0, high=1.0, size=(3,3))
```

Pobieranie tablicy bezpośrednio z pliku

Tablice z pakietu NumPy można też tworzyć bezpośrednio na podstawie danych z pliku.

Wykorzystajmy przykład z poprzedniego rozdziału:

```
Wejście: import numpy as np
housing = np.loadtxt('regression-datasets-housing.csv',delimiter=',', dtype=float)
```


Kup ksi k   Pole ksi k

Funkcja `loadtxt` z pakietu NumPy przyjmuje parametry `filename`, `delimiter` i `dtype`, po czym wczytuje dane do tablicy, chyba że parametr `dtype` jest nieprawidłowy (na przykład zmienna jest typu `string`, a wymagany typ elementów tablicy to `float`), tak jak w następnej instrukcji:

```
Wejście: np.loadtxt('datasets-uci-iris.csv',delimiter=',',dtype=float)
Wyjście: ValueError: could not convert string to float: Iris-setosa
```

Pobieranie danych ze struktur z biblioteki pandas

Interakcja z biblioteką pandas jest prosta. Ponieważ biblioteka ta jest oparta na pakiecie NumPy, można łatwo pobierać tablice z obiektów typu `DataFrame` oraz przekształcać tablice na takie obiekty.

Zacznijmy od wczytania danych do obiektu typu `DataFrame`. Odpowiedni będzie tu zbiór danych `BostonHouse` wczytywany w poprzednim rozdziale z repozytorium ML:

```
Wejście: import pandas as pd
import numpy as np
housing_filename = 'regression-datasets-housing.csv'
housing = pd.read_csv(housing_filename, header=None)
```

W tym przykładzie naturalnie zakładamy, że wykonujesz instrukcje w katalogu, w którym znajduje się plik z danymi. Jeśli pracujesz w innym katalogu, powinieneś podać prowadzącą do niego ścieżkę w zmiennej `housing_filename`. Aby podać poprawną kompletną ścieżkę, w systemie Windows zastosuj ukośniki odwrotne (\), natomiast w systemach uniksowych i Mac OS posłuż się zwykłymi ukośnikami (/). Funkcja `os.path.join()` pozwala pisać kod zgodny z różnymi systemami i ułatwia programistom pracę (ponieważ zwraca ścieżkę dostosowaną do systemu, w którym wywołano tę funkcję). Jeśli plik znajduje się na przykład w katalogu *mydir*, zmień przedstawiony fragment kodu w następujący sposób:

```
Wejście: import pandas as pd
import os
import numpy as np
housing_filename = os.path.join('mydir',
                   'regression-datasets-housing.csv')
housing = pd.read_csv(housing_filename, header=None)
```

Zgodnie z wyjaśnieniami z punktu „Listy niejednorodne” na tym etapie metoda `.values` zwróci tablicę elementów typu zgodnego z wszystkimi typami z używanego obiektu typu `DataFrame`:

```
Wejście: housing_array = housing.values
housing_array.dtype
Wyjście: dtype('float64')
```

Tu używany jest typ `float64`, ponieważ jest on ogólniejszy od typu `int`:

```
Wejście: housing.dtypes
Wyjście: 0 float64
1     int64
2   float64
```


Kup ksi k
Pole ksi k

```
3       int64
4     float64
5     float64
6     float64
7     float64
8       int64
9       int64
10      int64
11    float64
12    float64
13    float64
dtype: object
```

Użycie metody `.dtypes` do sprawdzenia typów używanych w obiekcie typu `DataFrame` przed pobraniem danych do tablicy z pakietu NumPy pozwala ustalić atrybut `dtype` wynikowej tablicy. Dzięki temu można zdecydować, czy przed przejściem do dalszych zadań przekształcić, czy zmienić typ zmiennych z obiektu typu `DataFrame` (co opisaliśmy w podrozdziale „Praca z danymi kategorialnymi i tekstowymi" w tym rozdziale).

Szybkie operacje i obliczenia z użyciem pakietu NumPy

Gdy kod ma wykonywać matematyczne operacje na tablicach, wystarczy zastosować określoną operację do tablicy, posługując się stałą liczbową (wartością skalarną) lub tablicą tej samej wielkości:

```
Wejście: import numpy as np
Wejście: a = np.arange(5).reshape(1,5)
Wejście: a += 1
Wejście: a*a
Wyjście: array([[ 1, 4, 9, 16, 25]])
```

W efekcie operacja jest wykonywana na poszczególnych elementach. Na każdym elemencie wykonywana jest operacja z użyciem wartości skalarnej lub odpowiedniego elementu z innej tablicy.

Gdy zadanie dotyczy tablic o różnych wymiarach, można wykonywać operacje na elementach bez konieczności zmiany struktury danych, przy czym jeden z przetwarzanych wymiarów musi mieć wielkość 1. W takiej sytuacji wymiar o wielkości 1 jest „rozciągany" w celu dopasowania go do wymiaru drugiej tablicy. Ten proces to **broadcasting**. W ten sposób pakiet NumPy wykonuje operacje matematyczne na tablicach o różnych wymiarach. Pomaga to pisać bardziej elegancki i wydajniejszy kod.

Kup ksi k   Pole ksi k

Oto przykład:

```
Wejście: a = np.arange(5).reshape(1,5) + 1 b = np.arange(5).reshape(5,1)
+ 1 a * b
Wyjście: array([[ 1, 2, 3, 4, 5],   [ 2, 4, 6, 8, 10],
                [ 3, 6, 9, 12, 15], [ 4, 8, 12, 16, 20],
                [ 5, 10, 15, 20, 25]])
```

Pokazany kod jest odpowiednikiem następujących instrukcji:

```
Wejście: a2 = np.array([1,2,3,4,5] * 5).reshape(5,5)
b2 = a2.T
a2 * b2
```

Nie wymaga jednak zajmowania dodatkowej pamięci przez pierwotne tablice w celu wykonania mnożenia par elementów.

Pakiet NumPy obejmuje też liczne inne funkcje działające na elementach tablic: `abs()`, `sign()`, `round()`, `floor()`, `sqrt()`, `log()` i `exp()`.

Inne funkcje pakietu NumPy wykonujące standardowe operacje to `sum()` i `prod()`. Zwracają one sumę i iloczyn wierszy lub kolumn tablicy na podstawie podanej osi:

```
Wejście: print (a2)
Wyjście:
[[1 2 3 4 5]
 [1 2 3 4 5]
 [1 2 3 4 5]
 [1 2 3 4 5]
 [1 2 3 4 5]]
Wejście: np.sum(a2, axis=0)
Wyjście: array([ 5, 10, 15, 20, 25])
Wejście: np.sum(a2, axis=1)
Wyjście: array([15, 15, 15, 15, 15])
```

Gdy wykonujesz operacje na danych, pamiętaj, że dostępne w pakiecie NumPy funkcje dla tablic działają bardzo szybko w porównaniu z metodami dla prostych list Pythona. Przeprowadźmy kilka eksperymentów. Spróbujmy najpierw porównać wyrażenie listowe z tablicą w kontekście dodawania stałej do elementów:

```
Wejście: %timeit -n 1 -r 3 [i+1.0 for i in range(10**6)]
%timeit -n 1 -r 3 np.arange(10**6)+1.0
Wyjście: 1 loops, best of 3: 158 ms per loop
1 loops, best of 3: 6.64 ms per loop
```

Instrukcja `%timeit` w narzędziu IPython umożliwia łatwe porównywanie czasu wykonywania operacji. Parametr `-n 1` powoduje, że fragment kodu jest wykonywany tylko w jednej pętli. Parametr `-r 3` powoduje trzykrotne ponowienie wykonania pętli (tu pętla jest tylko jedna) i zwrócenie najlepszego wyniku uzyskanego w tych powtórzeniach.

Wyniki na Twoim komputerze będą zależały od używanego systemu i jego konfiguracji. Jednak różnica między standardowymi operacjami Pythona a funkcjami z pakietu NumPy powinna pozostać duża. Gdy używane są małe zbiory danych, jest ona niezauważalna, jednak może być wyraźnie odczuwalna, gdy pracujesz z większymi zbiorami danych lub powtarzasz w pętli ten sam potok analiz dla różnych parametrów czy zmiennych.

Różnica będzie też widoczna, gdy wykonywane są skomplikowane operacje takie jak obliczanie pierwiastka kwadratowego:

```
Wejście: import math
%timeit -n 1 -r 3 [math.sqrt(i) for i in range(10**6)]
Wyjście:
1 loops, best of 3: 222 ms per loop
Wejście: %timeit -n 1 -r 3 np.sqrt(np.arange(10**6))
Wyjście: 1 loops, best of 3: 6.9 ms per loop
```

Operacje na macierzach

Oprócz wykonywania obliczeń na elementach można też, z użyciem funkcji `np.dot()`, mnożyć dwuwymiarowe tablice w sposób typowy dla macierzy (na przykład mnożyć wektor przez macierz lub macierz przez macierz):

```
Wejście: import numpy as np
M = np.arange(5*5, dtype=float).reshape(5,5)
M
Wyjście:
 array([[ 0., 1., 2., 3., 4.],
        [ 5., 6., 7., 8., 9.],
        [ 10., 11., 12., 13., 14.],
        [ 15., 16., 17., 18., 19.],
        [ 20., 21., 22., 23., 24.]])
```

W ramach przykładu stosujemy dwuwymiarową tablicę liczb całkowitych od 0 do 24. Wymiary tej tablicy wynoszą 5×5.

Teraz zdefiniujmy wektor współczynników i tablicę obejmującą jako kolumny ten wektor w pierwotnej postaci i po jego odwróceniu:

```
Wejście: coefs = np.array([1., 0.5, 0.5, 0.5, 0.5])
coefs_matrix = np.column_stack((coefs,coefs[::-1]))
print (coefs_matrix)
Wyjście:
[[ 1.   0.5]
 [ 0.5  0.5]
 [ 0.5  0.5]
 [ 0.5  0.5]
 [ 0.5  1. ]]
```

Teraz można pomnożyć tablicę przez wektor za pomocą funkcji `np.dot`:

```
Wejście: np.dot(M,coefs)
Wyjście: array([ 5., 20., 35., 50., 65.])
```

Można też pomnożyć wektor przez tablicę:

```
Wejście: np.dot(coefs,M)
Wyjście: array([ 25., 28., 31., 34., 37.])
```

Jeszcze inna możliwość to pomnożenie tablicy przez ułożone w warstwy wektory współczynników (czyli macierz o wymiarach 5×2):

```
Wejście: np.dot(M,coefs_matrix)
Wyjście: array([[ 5., 7.],
                [ 20., 22.],
                [ 35., 37.],
                [ 50., 52.],
                [ 65., 67.]])
```

Pakiet NumPy udostępnia też klasę `matrix` (jest to klasa pochodna od `ndarray`, dziedzicząca wszystkie jej atrybuty i metody). Macierze z pakietu NumPy domyślnie są wyłącznie dwuwymiarowe (tablice są wielowymiarowe). Mnożenie macierzy (podobnie jak potęgowanie) nie odbywa się na elementach, tylko na całych macierzach. Dostępne są też przeznaczone dla macierzy specjalne metody `.H` (wyznacza transpozycję macierzy zespolonej) i `.I` (wyznacza macierz odwrotną). Oprócz wygody wynikającej z działania w sposób podobny jak w MATLAB-ie funkcje te nie zapewniają konkretnych korzyści. Stosowanie macierzy może utrudniać zrozumienie skryptów, ponieważ trzeba uwzględniać różny zapis mnożenia dla macierzy i obiektów.

> Od Pythona 3.5 dostępny jest nowy operator `@` przeznaczony do mnożenia macierzy. Dotyczy to wszystkich pakietów Pythona (nie tylko pakietu NumPy). Wprowadzenie tego nowego operatora daje kilka korzyści.
>
> Przede wszystkim chroni to przed przypadkami zastosowania operatora `*` do mnożenia macierzy. Operator `*` będzie stosowany tylko do tych operacji na elementach, które polegają na tym, że gdy używane są dwie macierze (lub dwa wektory) o tych samych wymiarach, operacja jest wykonywana na elementach z tych samych pozycji z obu struktur.
>
> Ponadto kod wzorów będzie bardziej czytelny, co znacznie ułatwi jego interpretację. Nie będziesz musiał jednocześnie analizować operatorów (`+`, `-`, `/` i `*`) i metod (`.dot`), ponieważ używane będą tylko operatory (`+`, `-`, `/`, `*` i `@`).
>
> Więcej informacji na ten temat (tu przedstawiamy tylko formalne wprowadzenie; Tobie pozostaje sprawdzić, jak działa metoda `.dot` z operatorem `@`) i przykładowe aplikacje znajdziesz w dokumencie **PEP** 465 (ang. *Python Enhancement Proposal*) w witrynie Python Foundation: *https://www.python.org/dev/peps/pep-0465/*.

Kup ksi k
Pole ksi k

Tworzenie wycinków i indeksowanie tablic z pakietu NumPy

Indeksowanie umożliwia generowanie widoków tablic `ndarray` w wyniku wskazania danych udostępnianych w widoku. Można pobrać wycinek kolumn lub wierszy albo konkretny indeks.

Zdefiniujmy roboczą tablicę:

```
Wejście: import numpy as np
M = np.arange(100, dtype=int).reshape(10,10)
```

Ten kod tworzy dwuwymiarową tablicę o wymiarach 10×10. Zacznijmy od pobrania wycinka obejmującego jeden wymiar. Notacja pobierania danych z jednego wymiaru jest taka sama jak dla list Pythona:

```
[indeks_początkowy_włącznie:indeks_końcowy_wykluczany:kroki]
```

Załóżmy, że chcemy pobrać parzyste wiersze z przedziału od 2 do 8:

```
Wejście: M[2:9:2,:]
Wyjście: array([[20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29],
                [40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49],
                [60, 61, 62, 63, 64, 65, 66, 67, 68, 69],
                [80, 81, 82, 83, 84, 85, 86, 87, 88, 89]])
```

Po pobraniu wycinka wierszy można dodatkowo pobrać wycinek kolumn. Wybierzmy kolumny od indeksu `5`:

```
Wejście: M[2:9:2,5:]
Wyjście:
array([[25, 26, 27, 28, 29],
       [45, 46, 47, 48, 49],
       [65, 66, 67, 68, 69],
       [85, 86, 87, 88, 89]])
```

Podobnie jak na listach można stosować ujemne wartości indeksów, aby rozpocząć odliczanie od końca. Ponadto ujemne wartości parametrów (na przykład kroku) powodują odwrócenie kolejności elementów w wyjściowej tablicy — tak jak w następnym przykładzie, gdzie odliczanie rozpoczyna się od kolumny o indeksie `5`, ale odbywa się w odwrotnej kolejności i kończy na indeksie `0`:

```
Wejście: M[2:9:2,5::-1]
Wyjście:
array([[25, 24, 23, 22, 21, 20],
       [45, 44, 43, 42, 41, 40],
       [65, 64, 63, 62, 61, 60],
       [85, 84, 83, 82, 81, 80]])
```


Kup ksi k Pole ksi k

Można też tworzyć indeksy logiczne określające, które wiersze i kolumny kod ma pobrać. Poprzedni przykład można więc zreplikować z użyciem zmiennych `row_index` i `col_index`:

```
Wejście: row_index = (M[:,0]>=20) & (M[:,0]<=80)
col_index = M[0,:]>=5
M[row_index,:][:,col_index]
Wyjście:
array([[25, 26, 27, 28, 29],
       [35, 36, 37, 38, 39],
       [45, 46, 47, 48, 49],
       [55, 56, 57, 58, 59],
       [65, 66, 67, 68, 69],
       [75, 76, 77, 78, 79],
       [85, 86, 87, 88, 89]])
```

Nie można w tym samym nawiasie kwadratowym kontekstowo stosować indeksów logicznych określających kolumny i wiersze (choć można stosować obok nich zwykłe indeksy całkowitoliczbowe dla innych wymiarów). Dlatego najpierw trzeba za pomocą indeksów logicznych określić wybierane wiersze, a następnie, w nowym nawiasie kwadratowym (dotyczącym wybranych wierszy), wskazać potrzebne kolumny.

Jeśli potrzebujesz na poziomie globalnym wybrać elementy tablicy, możesz też zastosować maskę opartą na wartościach logicznych:

```
Wejście: mask = (M>=20) & (M<=90) & ((M / 10.) % 1 >= 0.5)
M[mask]
Wyjście:
array([25, 26, 27, 28, 29, 35, 36, 37, 38, 39, 45, 46, 47, 48,
49, 55, 56, 57, 58, 59, 65, 66, 67, 68, 69, 75, 76, 77, 78, 79,
85, 86, 87, 88, 89])
```

To podejście jest przydatne zwłaszcza wtedy, gdy trzeba wykonać operacje na fragmencie tablicy określonym za pomocą maski (na przykład `M[mask]=0`).

Inny sposób wskazywania potrzebnych elementów z tablicy polega na podaniu całkowitoliczbowych indeksów wierszy lub kolumn. Takie indeksy można zdefiniować albo za pomocą funkcji `np.where()`, która przekształca dotyczący tablicy warunek logiczny w indeksy, albo w wyniku podania sekwencji indeksów całkowitoliczbowych (mogą one występować w dowolnej kolejności, a nawet się powtarzać). Ta technika to **specjalne indeksowanie** (ang. *fancy indexing*):

```
Wejście: row_index = [1,1,2,7]
col_index = [0,2,4,8]
```

Po zdefiniowaniu indeksów wierszy i kolumn należy zastosować je kontekstowo, aby pobrać elementy, których współrzędne są określone za pomocą krotki z wartościami obu indeksów (wierszy i kolumn):

```
Wejście: M[row_index,col_index]
Wyjście: array([10, 12, 24, 78])
```

W tym podejściu wybierane są punkty o następujących współrzędnych: (1,0), (1,2), (2,4) i (7,8). Inna możliwość to, jak pokazano wcześniej, wybranie najpierw wierszy, a potem kolumn w odrębnych nawiasach kwadratowych:

```
Wejście: M[row_index,:][:,col_index]
Wyjście:
array([[10, 12, 14, 18],
       [10, 12, 14, 18],
       [20, 22, 24, 28],
       [70, 72, 74, 78]])
```

Pamiętaj, że pobieranie wycinków i stosowanie indeksów tworzy tylko widoki danych. Jeśli na podstawie widoku chcesz utworzyć nowe dane, musisz zastosować metodę `.copy` do wycinka i przypisać wynik do innej zmiennej. W przeciwnym razie wszelkie zmiany z pierwotnej tablicy będą odzwierciedlane w wycinku i vice versa, co jest zwykle niepożądane. Metoda `copy` jest stosowana tak:

```
Wejście: N = M[2:9:2,5:].copy()
```

Dodawanie „warstw” tablic z pakietu NumPy

Gdy operujesz na tablicach dwuwymiarowych, dostępne są często używane operacje (na przykład dodawanie nowych danych i zmiennych), które funkcje z pakietu NumPy pozwalają wykonywać łatwo i szybko.

Najczęściej stosowaną taką operacją jest dodawanie nowych wierszy do tablicy.

Utwórzmy początkową tablicę:

```
Wejście: import numpy as np
dataset = np.arange(50).reshape(10,5)
```

Teraz utwórzmy jeden wiersz, a następnie zestaw wierszy, które później kolejno dodamy do tablicy:

```
In: single_line = np.arange(1*5).reshape(1,5)
a_few_lines = np.arange(3*5).reshape(3,5)
```

Spróbujmy dodać jeden wiersz:

```
Wejście: np.vstack((dataset,single_line))
```

Wystarczy podać krotkę zawierającą początkową pionową tablicę oraz tablicę, którą należy dodać. To samo polecenie zadziała także wtedy, gdy zechcesz dodać więcej wierszy:

```
Wejście: np.vstack((dataset,a_few_lines))
```


Kup ksi k Pole ksi k

Jeśli chcesz dodać ten sam wiersz kilkakrotnie, krotka może reprezentować strukturę nowej, scalonej tablicy:

```
Wejście: np.vstack((dataset,single_line,single_line))
```

Inne często wykonywane zadanie to dodawanie nowej zmiennej do istniejącej tablicy. Wtedy należy zastosować funkcję `hstack` (`h` to skrót od *horizontal*, czyli „w poziomie”) zamiast używanego wcześniej polecenia `vstack` (`v` to skrót od *vertical*, czyli „w pionie”).

Załóżmy, że chcesz dodać do pierwotnej tablicy tablicę `bias` z wartościami jednostkowymi:

```
Wejście: bias = np.ones(10).reshape(10,1) np.hstack((dataset,bias))
```

Jeśli nie zmienisz wymiarów tablicy `bias` (może być ona wtedy dowolną sekwencją danych o tej samej długości co wiersze pierwotnej tablicy), będziesz mógł dodać ją jako sekwencję za pomocą funkcji `column_stack()`. Efekt będzie taki sam, przy czym nie trzeba będzie zmieniać wymiarów tablicy:

```
In: bias = np.ones(10)
np.column_stack((dataset,bias))
```

Dodawanie wierszy i kolumn do tablic dwuwymiarowych to wszystko, czego potrzebujesz do skutecznego przetwarzania danych w projektach z obszaru nauki o danych. Poznaj teraz kilka innych funkcji związanych z nieco odmiennymi problemami z danymi.

Choć tablice dwuwymiarowe są standardowo używaną strukturą, możesz też operować na strukturach trójwymiarowych. Dlatego przydatna może okazać się funkcja `dstack()`, która działa podobnie jak funkcje `hstack()` i `vstack()`, ale operuje na trzeciej osi (prowadzącej w głąb):

```
Wejście: np.dstack((dataset*1,dataset*2,dataset*3))
```

W tym przykładzie trzeci wymiar określa dla pierwotnej dwuwymiarowej tablicy mnożnik powodujący stopniowy wzrost wartości wzdłuż tego wymiaru (może on reprezentować czas lub poziom zmiany).

Następnym problematycznym zadaniem jest wstawianie wiersza lub (częściej) kolumny w określonym miejscu tablicy. Może pamiętasz, że tablice to przyległe bloki pamięci. Wstawianie danych wymaga podzielenia pierwotnej tablicy i utworzenia nowej. Polecenie `insert` z pakietu NumPy pomaga uzyskać ten efekt w szybki i prosty sposób:

```
Wejście: np.insert(dataset, 3, bias, axis=1)
```

Musisz podać tablicę, w której chcesz wstawić dane (`dataset`), pozycję (indeks `3`), wstawianą sekwencję (tu jest to tablica `bias`) i oś używaną w trakcie wstawiania (oś `1` oznacza oś pionową).

Kup ksi k Pole ksi k

Można oczywiście wstawiać całe tablice (nie tylko wektory), takie jak `bias`, przy czym ich wymiary muszą być dostosowane do osi, na której odbywa się wstawianie. W następnej instrukcji w celu wstawienia tej samej tablicy do niej samej trzeba przeprowadzić jej transpozycję:

```
Wejście: np.insert(dataset, 3, dataset.T, axis=1)
```

Dane można też wstawiać z użyciem innych osi. W następnej instrukcji używana jest oś `0` (pozioma), ale można uwzględnić dowolny wymiar pierwotnej tablicy:

```
Wejście: np.insert(dataset, 3, np.ones(5), axis=0)
```

Pierwotna tablica jest dzielona w podanej pozycji na wybranej osi. Następnie podzielone dane są łączone ze wstawianymi.

Podsumowanie

W tym rozdziale wyjaśniliśmy, że biblioteka pandas i pakiet NumPy zapewniają wszystkie narzędzia potrzebne do wczytywania i skutecznego przekształcania danych.

Zaczęliśmy od biblioteki pandas i używanych w niej struktur danych, `DataFrame` i `Series`, po czym przeszliśmy do wyjściowych dwuwymiarowych tablic z pakietu NumPy, które są strukturą danych dostosowaną do późniejszych eksperymentów i uczenia maszynowego. Przy okazji omówiliśmy takie zagadnienia jak operowanie wektorami i macierzami, kodowanie danych kategorialnych, przetwarzanie danych tekstowych, uzupełnianie luk w danych, poprawianie błędów, przetwarzanie danych, scalanie ich i wstawianie.

Biblioteka pandas i pakiet NumPy udostępniają oczywiście znacznie więcej funkcji niż zaprezentowane tu podstawowe cegiełki w postaci poleceń i procedur. Teraz możesz wziąć dowolne nieprzetworzone dane i odpowiednio uporządkować je oraz przekształcić zgodnie z potrzebami określonego projektu z obszaru nauki o danych.

W następnym rozdziale przejdziemy do bardziej zaawansowanych operacji na danych. W tym rozdziale omówiliśmy podstawowe operacje dotyczące przekształcania danych potrzebne w ramach uczenia maszynowego. W następnym rozdziale opisujemy operacje, które pozwalają poprawić wyniki (czasem nawet w znacznym stopniu).

Kup ksi k Pole ksi k

Skorowidz

A

addytywny biały szum gaussowski, AWGN, 120
aktualizowanie pakietów, 22
algorytm
  AdaBoost, 202
  DBSCAN, 230
  Extra-Trees, 198
  kNN, 187
  LDA, 232
  Random Forests, 48, 198, 292
  SGDClassifier, 213
  SGDRegressor, 213
  SVM, 190, 192
  t-SNE, 131
  XGBoost, 203
algorytmy
  boostingu, 195
  dla grafów, 245
  nieliniowe, 188
  uśredniania, 195
Anaconda, 23
analiza
  czynników ukrytych, LFA, 126
  dyskryminacyjna, 127
  głównych składowych, PCA, 121, 125, 129
  macierzy błędów, 206
  sieci społecznościowych, SNA, 239
  składowych niezależnych, ICA, 129
  ukrytych grup semantycznych, LSA, 128
AWG, Arbitrary Waveform Generator, 126
AWGN, Additive White Gaussian Noise, 120

B

bagging, 196, 197
Beautiful Soup, 32, 89
bezwzględny błąd prognozy, MAE, 118
biblioteka
  LIBSVM, 180
  pandas, 64, 68, 73, 103
  seaborn, 274
big data, 206
bliskość, 247
błąd, 308
  średniokwadratowy, 148
Bokeh, 284
bootstrapping, 157
BOW, Bag of Words, 233
broadcasting, 104
budowanie serwera predykcji, 294

C

cechy sieci, 215
centralność oparta
  na bliskości, 247
  na mierze harmonicznej, 248
  na pośrednictwie, 246
  na stopniu, 247
  na wektorach własnych, 248
czas przeszukiwania, 164
czułość, 146, 184

D

dane
- duże zbiory, 70
- eksploracja, 113
- kategorialne, 81
- pobieranie, 103
- problematyczne, 67
- przetwarzanie, 92
- tekstowe, 81
- wczytywanie, 64
- wstępne przetwarzanie, 64, 75
- wybieranie, 78

data wrangling, 61
definiowanie funkcji, 305
dostęp do danych, 73
dostrajanie algorytmu SVM, 193
drzewo GBT, 293
duże zbiory danych, 70, 207
dystrybucje naukowe, 22

E

EDA, Exploratory Data Analysis, 113, 268
eksploracja danych, 268, 279
eksploracyjna analiza danych, EDA, 113, 268
Enthought Canopy, 24

F

format GML, 252
funkcja
- Bootstrap, 159
- GenericUnivariateSelect, 168
- GridSearchCV, 160, 164
- StandardScaler, 134

funkcje, 305
- liniowe, 129
- oceny, 162
- sigmoidalne, 129
- transformacji, 176
- wielomianowe, 129

G

generatory, 309
- danych, 58
- tablic, 101

Gensim, 33
GML, Graph Modeling Language, 252
grafy, 240
- nieskierowane, 240
- skierowane, 240
- wczytywanie, 252

GTB, Gradient Tree Boosting, 202

H

haszowanie, 211
hiperparametry, 159
hipotezy
- o wysokiej wariancji, 289
- obciążone wysokim błędem systematycznym, 288

histogramy, 263, 269

I

ICA, Independent Component Analysis, 129
informacje o obiektach, 93
instalacja, 17, 19
- pakietów, 20

instrukcje warunkowe, 310
interfejs API, 180
IQR, 119
iterator, 309
- LeavaPOut, 157
- LeaveOneLabelOut, 157
- LeaveOneOut, 156
- LeavePLabelOut, 157
- StratifiedKFold, 156

iteratory walidacji krzyżowej, 155

J

jądro, 141
jednostka ReLU, 216
Jupyter, 30, 37, 312
- instalacja, 41
- notatniki, 44
- polecenia, 42
- zastępniki, 49

K

Keras, 36
klasa, 307
- covariance.EllipticEnvelope, 135
- EllipticEnvelope, 136

Kup ksi k

Pole ksi k

learning_curve, 290
plot_partial_dependence, 294
SGDClassifier, 209
SGDRegressor, 213
sklearn.svm.LinearSVC, 190
sklearn.svm.NuSVC, 190
sklearn.svm.NuSVR, 192
sklearn.svm.OneClassSVM, 135, 190
sklearn.svm.SVC, 190
sklearn.svm.SVR, 192
klasyfikacja
binarna, 147
wieloklasowa, 144
klasyfikator LogisticRegression, 184
klasyfikowanie, 190
tekstu, 225
kopiowanie, 95
krzywa
ROC, 147
uczenia, 288
walidacji, 290

L

LDA, Latent Dirichlet Allocation, 232
LDA, Linear Discriminant Analysis, 127
LFA, Latent Factor Analysis, 126
liniowa analiza dyskryminacyjna, LDA, 127
listy, 95, 302
niejednorodne, 98
LSA, Latent Semantical Analysis, 128

Ł

łańcuch transformacji, 174
łączenie cech, 174

M

macierz, 106
błędów, 145
kowariancji, 120
odwrotna, 183
MAE, Mean Absolute Error, 118, 148
maksymalna głębokość pobierania, 254
maska, 75
Matplotlib, 31, 257
mediana, 119
metoda
GTB, 202
wektorów nośnych, SVM, 188
współrzędnych równoległych, 273
miara harmoniczna, 248
model
jednoczynnikowy, 168
ML-AAS, 294

N

naiwny klasyfikator bayesowski, 184
narzędzie
conda, 23, 27
easy_install, 20
REPL, 41
Tfidf, 87
nauka o danych, 16
NER, Named Entity Recognition, 224
NetworkX, 32
niestandardowe funkcje transformacji, 176
NLTK, Natural Language Toolkit, 32, 221
NumPy, 29, 92–95

O

obiekt, 307
obserwacje
oczekiwane, 133
odstające, 133
typowe, 133
obszary losowe, 197
ograniczone maszyny Boltzmanna, RBM, 132
opakowywanie
operacji, 173
poleceń, 274
operacje
na macierzach, 106
na tablicach, 104
operator @, 107
opowiadanie, 41
optymalizacja hiperparametrów, 159
OSEMN, 63
oznaczanie części mowy, 223

Kup ksi k
Pole ksi k

P

pakiet
- Anaconda, 23
- Beautiful Soup, 32, 89
- Bokeh, 284
- Enthought Canopy, 24
- Gensim, 33
- Jupyter, 30
- Keras, 36
- Matplotlib, 31, 257
- NetworkX, 32, 245
- NLTK, 32, 221
- NumPy, 29, 92, 93, 95
- Pandas, 30, 268
- PyPy, 33
- Python(x, y), 25
- Scikit-learn, 30, 50, 135, 189, 296
- SciPy, 29
- seaborn, 284
- Statsmodels, 31
- Theano, 35
- WinPython, 25
- XGBoost, 33

pakiety
- aktualizowanie, 22
- instalowanie, 20, 23
- podstawowe, 28

pamięć, 96
Pandas, 30, 268
panele, 260
parametr
- alpha, 214
- C, 194
- degree, 194
- epsilon, 194, 214
- gamma, 141, 194
- kernel, 194
- l1_ratio, 214
- learning_rate, 214
- n_iter, 213
- nu, 141, 194
- penalty, 214
- shuffle, 214

pasting, 196, 197
PCA, Principal Component Analysis, 121
pliki
- CSV, 55, 73
- tekstowe, 55

pobieranie
- danych, 103
- tablic, 102

podpróba, 254
podprzestrzenie losowe, 197
podział na tokeny, 221
polecenie pyplot.plot, 260
pośrednictwo, 246
potok, 173
- danych, 113

prawdopodobieństwo, 200
precyzja, 146, 184
problematyczne dane, 67
programowanie obiektowe, 307
próbkowanie, 157
przekształcanie
- danych, 61
- list, 95

przeszukiwanie siatki parametrów, 164
przetwarzanie
- big data, 206
- danych, 64, 75, 92
- języka naturalnego, 221

PyCon, Python Conference, 312
PyData, 312
PyPI, Python Package Index, 28
PyPy, 33
Python(x, y), 25

R

radialna funkcja bazowa, RBF, 129, 190
RBF, Radial Basis Function, 190
RBM, Restricted Boltzmann Machine, 132
redukcja liczby wymiarów, 120
regresja, 148, 192
- liniowa i logistyczna, 181

regularyzacja, 150
- L1, 171

rekurencyjna eliminacja, 169
relacje w danych, 262
repozytorium
- MLdata.org, 54
- zbiorów danych, 180

ROC, receiver operating characteristics curve, 147
rozkład według wartości osobliwych, SVD, 122, 125
rozpoznawanie nazw własnych, NER, 224

Kup ksi k

Pole ksi k

rozstęp międzykwartylowy, 264
różnorodność, 211
rysowanie krzywych, 259
rysunki, 265

S

Scikit-learn, 30, 50
SciPy, 29
scraping, 62
  stron internetowych, 89
seaborn, 284
sekwencje modeli, 202
serwer predykcji, 294
SGD, stochastic gradient descent, 208, 213
siatka parametrów, 164
sieci
  głębokie, 215
  neuronowe ze sprzężeniem do przodu, 216
  społecznościowe, 239
skalowalność, 208
skracanie czasu przeszukiwania, 164
słabe klasyfikatory, 196
słowniki, 304
SNA, Social Network Analysis, 239
spadek wzdłuż gradientu, 202
Statsmodels, 31
stemming, 222
stopień, 141, 247
stop-słowa, 225
stosowanie paneli, 260
SVD, Singular Value Decomposition, 122, 125
SVM, Support Vector Machine, 188
szacowanie prawdopodobieństwa, 200
sztuczna inteligencja, 214
szum zgodny z generatorem sygnałowym, AWG, 126
szybkie operacje, 104
szybkość napływu danych, 210

Ś

średni bezwzględny błąd prognozy, MAE, 148
środowisko
  wirtualne, 25
  Jupyter, 37

T

tablice
  dodawanie wierszy, 110
  generowane przez funkcje, 101
  jednowymiarowe, 95
  pobieranie, 102
  n-wymiarowe, 92
  wielowymiarowe, 99
  zmiana wielkości, 100
techniki jednoczynnikowe, 134
tekst, 83
teoria grafów, 240
testy, 148
Theano, 35
token, 221
trafność, 146
twierdzenie Bayesa, 186
tworzenie
  łańcuchów transformacji, 174
  niestandardowych funkcji transformacji, 176
  nowych cech, 117
  tablic, 95
  widoku, 95
  wycinków, 108
typ danych, 97
typy liczbowe, 97

U

uczenie
  głębokie, 214
  maszynowe, 179
  nienadzorowane, 227
  przyrostowe, 208, 210
  się na podstawie danych, 288

W

walidacja, 144, 148, 290
  krzyżowa, 153
  progresywna, 209
wariancja cech, 167
wczytywanie
  danych, 64
  grafów, 252
wektory własne, 248

Kup ksi k   Pole ksi k

WinPython, 25
wizualizacje, 284
wskaźnik F1, 146
współczynnik R2, 148
wstępne przetwarzanie danych, 64, 75
wybieranie danych, 78
wybór cech, 166
  model jednoczynnikowy, 168
  na podstawie stabilności, 171
  na podstawie wariancji, 167
  regularyzacja L1, 171
wycinki, 108
wyjątki, 308
wykresy
  częściowej zależności, 293
  pudełkowe, 269
  punktowe, 262, 271
  słupkowe, 264
wykrywanie
  obserwacji odstających, 134
  wartości odstających, 133
wyrażenia
  listowe, 311
  słownikowe, 311
wyświetlanie rysunków, 265

X

XGBoost, 33, 203

Z

zarządzanie środowiskami, 27
zastępniki Jupytera, 49
zbiory danych, 50, 180
zmiana wielkości tablic, 100

Kup ksi k

Pole ksi k

PROGRAM
PARTNERSKI
GRUPY WYDAWNICZEJ 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 WYDAWNICZA
Helion SA

Nauka o danych — fascynujące algorytmy i potężne grafy!

Nauka o danych jest nową, interdyscyplinarną dziedziną, funkcjonującą na pograniczu algebry liniowej, modelowania statystycznego, lingwistyki komputerowej, uczenia maszynowego oraz metod akumulacji danych. Jest przydatna między innymi dla analityków biznesowych, statystyków, architektów oprogramowania i osób zajmujących się sztuczną inteligencją. Szczególnie praktycznym narzędziem dla tych specjalistów jest język Python, który zapewnia doskonałe środowisko do analizy danych, uczenia maszynowego i algorytmicznego rozwiązywania problemów.

Niniejsza książka jest doskonałym wprowadzeniem do nauki o danych. Jej autorzy wskażą Ci prostą i szybką drogę do rozwiązywania różnych problemów z tego obszaru za pomocą Pythona oraz powiązanych z nim pakietów do analizy danych i uczenia maszynowego. Dzięki lekturze przejdziesz przez kolejne etapy modyfikowania i wstępnego przetwarzania danych, poznając przy tym podstawowe operacje związane z wczytywaniem danych, przekształcaniem ich, poprawianiem na potrzeby analiz, eksplorowaniem i przetwarzaniem. Poza podstawami opanujesz też zagadnienia uczenia maszynowego, w tym uczenia głębokiego, techniki analizy grafów oraz wizualizacji danych.

Najważniejsze zagadnienia przedstawione w książce:

- konfiguracja środowiska Jupyter Notebook
- najważniejsze operacje stosowane w nauce o danych
- potoki danych i uczenie maszynowe
- wprowadzenie do grafów i wizualizacje
- biblioteki i pakiety Pythona służące do badań danych

Alberto Boschetti specjalizuje się w przetwarzaniu sygnałów i statystyce. Jest doktorem inżynierii telekomunikacyjnej. Zajmuje się przetwarzaniem języków naturalnych, analityką behawioralną, uczeniem maszynowym i przetwarzaniem rozproszonym.
Luca Massaron specjalizuje się w statystycznych analizach wieloczynnikowych, uczeniu maszynowym, statystyce, eksploracji danych i algorytmice. Fascynuje go potencjał, jaki drzemie w nauce o danych.