234053
Numer indeksu
Paweł Galewicz
Imię i nazwisko

234067
Numer indeksu
Bartosz Jurczewski
Imię i nazwisko

234102
Numer indeksu
Zbigniew Nowacki
Imię i nazwisko

234106
Numer indeksu
Karol Podlewski
Imię i nazwisko

234128
Numer indeksu
Piotr Wardęcki
Imię i nazwisko

Kierunek Informatyka Stosowana
Stopień II
Specjalizacja Data Science
Semestr 1

Data oddania 18 marca 2020

Metody uczenia maszynowego

Problem set 1

Spis treści

1 Cel

Zadanie polegało na analizie procesu klasyfikacji danych za pomocą wybranych metod:

1. Algorytm drzew decyzyjnych
2. Naiwny klasyfikator Bayesa
3. Maszyna wektorów nośnych
4. Klasyfikator k-najbliższych sąsiadów
5. Algorytm sztucznych sieci neuronowych

Należało zaimplementować każdą metodę, a następnie zweryfikować jej działanie biorąc pod uwagę:

- rożne możliwe ustawienia parametrów konfiguracyjnych i ich wpływ na wyniki klasyfikacji
- zbiory danych o różnej charakterystyce (przynajmniej 3 różne zbiory)

Każdą metodę należało przetestować na tych samych zbiorach, a następnie porównać wyniki i wyciągnąć wnioski dotyczące skuteczności poszczególnych metod. Jako kryterium porównawcze wykorzystaliśmy dokładność klasyfikacji (accuracy) oraz ... .

2 Opis implementacji

Algorytmy zostały zaimplementowane za pomocą języka Python w wersji 3.8.2. Wykorzystano w nim biblioteki NumPy, Sklearn i Pandas. Bazowaliśmy na trzech zestawach danych:

- Fall Detection Data from China
- Rain in Australia
- Suicide Rates Overview 1985 to 2016

3 Klasyfikatory

3.1 Algorytm drzew decyzyjnych

Algorytm polega na stworzeniu modelu do przewidywania wartości na podstawie prostych reguł wywnioskowanych z danych treningowych. Reguły te tworzone są w struktury drzewiaste. Struktury te składają się z:

- węzła głównego – od niego rozpoczyna się proces decyzyjny
- węzłów decyzyjnych – zawierające reguły-zapytania
- stanów (liścia) – końcowych stanów algorytmu, w problemie klasyfikacji są one równoważne z etykietami
- połączeń między węzłami – reprezentującymi możliwe warianty dla danego

Zapytania w węzłach są wyrażeniami logicznymi dotyczącymi jednej z cech modelu oraz jej wartości. Wartość ta dobrana musi być w taki sposób, żeby jak najlepiej wydzielić klasę obiektów z przychodzących na węźle danych. Można wtedy powiedzieć, że dany węzeł dostarcza najwięcej informacji. Na potrzebę obliczenia tego przyrostu informacji wprowadza się kryterium *Ipurity*, którego sensem jest fakt, czy po podziale w danym węźle dane zostały poprawnie klasyfikowane. Dokładny sposób wyliczania wartości tego kryterium jest zależny od konfiguracji.

Drzewa domyślnie budowane są do momentu zminimalizowania wartości Impurity, przez co struktura drzew może być bardzo złożona. Skutkiem tego może być przeuczenie modelu, co rzutuje na jego dokładność. Aby ograniczyć możliwość wystąpienia tego zjawiska wprowadza się dodatkowy parametr – *maksymalna głębokość* – który mówi o tym ile najwięcej rozgałęzień może wystąpić między węzłem głównym a liściem.

3.2 Naiwny klasyfikator Bayesa

Naiwny klasyfikator Bayesa dokonuje klasyfikacji na bazie twierdzenia Bayesa:

$$P(A \mid B) = \frac{P(B \mid A)\, P(A)}{P(B)}$$

gdzie:

- A, B – zdarzenia
- $P(A \mid B)$ – prawdopodobieństwo zdarzenia A, o ile zajdzie B
- $P(B \mid A)$ – prawdopodobieństwo zdarzenia B, o ile zajdzie A
- $P(A)$ – prawdopodobieństwo wystąpienia zdarzenia A
- $P(B)$ – suma prawdopodobieństw wszystkich potencjalnych skutków zdarzenia: $P(B) = \sum P(B \mid A)P(B)$

Model naiwnego klasyfikatora Bayesa zakłada, że dana cecha klasy jest niepowiązana z pozostałymi cechami. Każda z cech indywidualnie wskazuje na prawdopodobieństwo przynależności do danej klasy. Sprawdza się najlepiej przy dużych zbiorach danych. Jest wykorzystywany m.in. przy filtrowaniu spamu, diagnozie medycznej, czy prognozowaniu pogody.

3.3 Maszyna wektorów nośnych

Maszyna wektorów nośnych jest klasyfikatorem liniowym. Algorytm polega na rozdzieleniu obiektów o różnej przynależności klasowej za pomocą hiperpłaszczyzn, które mają być od siebie możliwe jak najbardziej oddalone - taką odległość nazywa się marginesem klasyfikatora, a hiperpłaszczyzny z największym marginesem wektorami nośnymi.

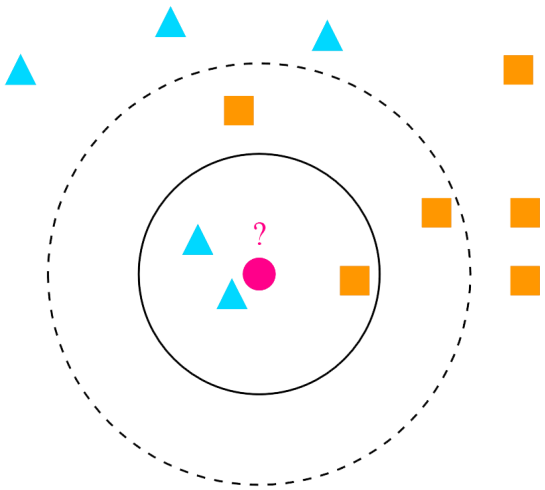
Algorytm bardzo dobrze sobie radzi z danymi liniowo separowanymi, ale nie zawsze będzie istniała hiperpłaszczyzna rozdzielająca, która zapewni poprawną klasyfikację wszystkich elementów zbioru. W takich przypadkach maszyna wektorów nośnych za pomocą funkcji jądrowych transformuje przestrzeń do postaci liniowo separowanej.

3.4 Klasyfikator k-najbliższych sąsiadów

Algorytm k najbliższych sąsiadów jest klasyfikatorem (ściślej algorytmem regresji regresji nieparametrycznej). Algorytm ten zakłada dany zbiór uczący, w którym znajdują się już sklasyfikowane dane. Schemat składa się z szukania k obiektów najbliższych do obiektu klasyfikowanego. Następnie, przyporządkowuje się nowy obiekt do najczęściej występującej klasy w obrębie

jego k-najbliższych sąsiadów.

Rysunek 1 pokazuje działanie algorytmu. W przypadku k=3 (mniejszy okrąg), różowa kropka zostanie zakwalifikowana do niebieskich trójkątów. W przypadku k=5 (większy okrąg) - do pomarańczowych kwadratów.



Rysunek 1: Wizualizacja klasyfikatora k-najbliższych sąsiadów

3.5 Algorytm sztucznych sieci neuronowych

Sztuczna siec neuronowa jest połączeniem wielu elementow nazywanych sztucznymi neuronami, które tworzą conajmniej trzy warstwy: wejściową, ukrytą oraz wyjściową. Neurony przetwarzają informacje dzięki nadaniu im parametrów które nazywane są wagami. Podstawą tworzenia sieci neuronowej jest modyfikowanie współczynnika wagowego połączeń w celu uzyskania poprawnych wyników.

4 Badania

W tabelach 1, 2, 3 zaprezentowano porównanie dokładności algorytmów dla różnego procentowego podziału datasetu na dane treningowe i testowe. Numeracja algorytmów na podstawie punktu 1 sprawozdania.

4.1 Fall Detection Data from China

Procent danych treningowych	Numer algorytmu				
	1	**2**	**3**	**4**	**5**
10%	0.559	0.161	0.296	0.551	0.29
20%	0.618	0.159	0.306	0.598	0.392
30%	0.619	0.18	0.302	0.61	0.302
40%	0.647	0.136	0.318	0.626	0.393
50%	0.657	0.135	0.299	0.644	0.387
60%	0.668	0.132	0.298	0.65	0.307
70%	0.695	0.139	0.306	0.65	0.391
80%	0.687	0.155	0.319	0.661	0.332
90%	0.692	0.146	0.329	0.668	0.348

Tabela 1: Porównanie dokładności algorytmu dla datasetu 1

4.2 Rain in Australia

Procent danych treningowych	Numer algorytmu				
	1	**2**	**3**	**4**	**5**
10%	1.0	0.938	0.78	0.839	0.976
20%	1.0	0.938	0.783	0.846	0.978
30%	1.0	0.944	0.784	0.848	0.967
40%	1.0	0.941	0.789	0.857	0.98
50%	1.0	0.943	0.8	0.86	0.981
60%	1.0	0.943	0.807	0.86	0.994
70%	1.0	0.945	0.81	0.866	0.977
80%	1.0	0.943	0.82	0.862	0.995
90%	1.0	0.942	0.816	0.857	0.991

Tabela 2: Porównanie dokładności algorytmu dla datasetu 2

4.3 Suicide Rates Overview 1985 to 2016

Procent danych treningowych	Numer algorytmu				
	1	**2**	**3**	**4**	**5**
10%	0.211	0.172	0.109	0.227	0.36
20%	0.254	0.202	0.137	0.246	0.367
30%	0.22	0.175	0.211	0.215	0.328
40%	0.231	0.183	0.183	0.22	0.403
50%	0.224	0.228	0.244	0.195	0.456
60%	0.215	0.187	0.264	0.212	0.538
70%	0.221	0.262	0.254	0.208	0.331
80%	0.198	0.229	0.302	0.219	0.538
90%	0.25	0.213	0.088	0.229	0.36

Tabela 3: Porównanie dokładności algorytmu dla datasetu 3

5 Wnioski

Powyższe badanie polegało na porównaniu pięciu algorytmów oraz określeniu ich klasyfikatora dokładności na podstawie sprawdzenia trzech różnych zbiorów danych. Pierwszym zbiorem danych który został poddany testom na algorytmach był zbiór "Fall Detection Data from China". Na tym zbiorze najniższym współczynnikiem dokładności charakteryzował się algorytm Bayes'a, najprawdopodobniej świadczy to o małej zależności cech między sobą. Algorytm drzewa decyzyjnego oraz k-najbliższych sąsiadów posiadają stosunkowo podobne wartości klasyfikatora dokładności. Kolejnym zbiorem danych był zbiór "Rain in Australia" w którym to praktycznie wszystkie algorytmy osiągnęły bardzo wysokie wartości klasyfikatora dokładności ze względu na skorelowane ze sobą cechy. Trzecim zbiorem danych poddanym testom był zbiór "Suicide Rates Overview 1985 to 2016" który podobnie jak w przypadku pierwszym osiągną niskie wartości dokładności. Algorytmy najlepiej działają na zbiorach których cechy są ze sobą powiązane i najlepiej nadają się do przewidzenia. Przekazany procent danych treningowych również ma wpływ na współczynnik dokładności, na dużych zbiorach najlepsze wyniki powstają w przypadku użycia 50% danych treningowych oraz 50% danych testowych