Tomasz Derek

Wprowadzenie do sztucznej inteligencji i uczenia maszynowego

Wykład dla członków Koła Matematyki Stosowanej

Toruń~2019

Spis treści

1	\mathbf{Szt}	uczna intelig	gencja														5
	1.1	Czym jest sz	ztuczna intelig	gencja?		 				 							. 5
	1.2		y, że coś jest i														
	1.3	Rys historyc	ezny			 				 							. 5
		1.3.1 Test	Turinga			 				 							. 5
			lem chińskiego														
			ry Hans														
	1.4		spertowe														
		J J	1														
2	$\mathbf{W}\mathbf{p}$	rowadzenie	do Pythona														5
	2.1	Wady i zalet	ty języka			 				 							. 5
	2.2	Instalacja in	terpretera .			 				 							. 5
	2.3	Zmienne				 				 							. 5
	2.4	Operacje ary	ytmetyczne .			 				 							. 6
	2.5		arunkowe														
	2.6																
	2.7																
	2.8	•															
	2.9	•	ie														
	_		nie do bibliotel														
			ibliotekami M														
			lioteki Pandas														
	2.12																
			ytywanie dany zenie obiektu														
		2.12.2 1WOI	теше објекти	Datarran	ie	 				 				٠		•	. 0
3	Ucz	enie maszyi	nowe - wprov	wadzenie	<u> </u>												6
3		•	nowe - wprov enia maszynov														
3	Ucz 3.1	Rodzaje ucz	enia maszynov	wego													. 6
3		Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze	enia maszynov nie nadzorowa	wego		 				 							. 6 . 6
3		Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn	enia maszynov nie nadzorowa ie nienadzorov	wego ne wane		 				 							. 6 . 6
3	3.1	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze	enia maszynov nie nadzorowa ie nienadzorov nie przez wzm	wego ne wane acnianie .		 		· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	· ·	 · · · · · · · · · · · · · · · · · · ·							. 6 . 6 . 6
3	3.1	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorov nie przez wzm e zastosowania	wego une wane acnianie .		 	· · · · · ·			 	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·		· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·		. 6 . 6 . 6 . 6
3	3.1	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe	enia maszynov nie nadzorowa ie nienadzorov nie przez wzm	wego une wane acnianie .		 	· · · · · ·			 	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·		· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·		. 6 . 6 . 6 . 6
4	3.1 3.2 3.3	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorov nie przez wzm e zastosowania nie	wego une wane acnianie .		 	· · · · · ·			 	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·		· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·		. 6 . 6 . 6 . 6
	3.1 3.2 3.3	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa:	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorov nie przez wzm e zastosowania nie	wego une wane acnianie		 				 							. 6 . 6 . 6 . 6 . 6
	3.1 3.2 3.3 Mo e	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorov nie przez wzm e zastosowania nie	wego une wane acnianie		 				 							. 6 . 6 . 6 . 6 . 6
	3.1 3.2 3.3 Mo e	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Pros	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorov nie przez wzm e zastosowania nie iowa ty model regre	wego		 						· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·				· · · · · · ·	. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 6
	3.1 3.2 3.3 Mo e	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspo	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorov nie przez wzm e zastosowania nie ty model regre ółczynnik kore	wego wane uacnianie esji liniowe		 											. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 6
	3.1 3.2 3.3 Mo e	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspe 4.1.3 Punk	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorov nie przez wzm e zastosowania nie ty model regre ty wysokiej de	wego wane acnianie esji liniowe lacji rang źwigni								· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·					. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 7 . 7
	3.1 3.2 3.3 Mo e	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspo 4.1.3 Punk 4.1.4 Przy	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorov nie przez wzm e zastosowania nie iowa ty model regre ółczynnik kore cty wysokiej de kład 2-wymian	wego													. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 7 . 7
	3.1 3.2 3.3 Mo e	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspe 4.1.3 Punk 4.1.4 Przy 4.1.5 Przy	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorow nie przez wzm e zastosowania nie ty model regre ty wysokiej de kład 2-wymian kład n-wymian	wego													. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 7 . 7 . 7
	3.1 3.2 3.3 Mo e	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspo 4.1.3 Punk 4.1.4 Przy 4.1.5 Przy 4.1.6 Błąd	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorov nie przez wzm e zastosowania nie ty model regre ółczynnik kore kty wysokiej de kład 2-wymian kład n-wymian	wego													. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 7 . 7 . 7
	3.1 3.2 3.3 Mo e	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspe 4.1.3 Punk 4.1.4 Przy 4.1.5 Przy 4.1.6 Błąd 4.1.7 Spad	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorow nie przez wzm e zastosowania nie ty model regre cty model regre cty wysokiej de kład 2-wymian kład n-wymian kład n-wymian lek gradientu	wego													. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 7 . 7 . 7 . 7
	3.1 3.2 3.3 Mo e	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspo 4.1.3 Punk 4.1.4 Przy 4.1.5 Przy 4.1.6 Błąd 4.1.7 Spad 4.1.8 Ocen	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorow nie przez wzm e zastosowania nie ty model regre ółczynnik kore kty wysokiej de kład 2-wymian kład n-wymian lek gradientu na modelu	wego													. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7
	3.1 3.2 3.3 Mo e	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspo 4.1.3 Punk 4.1.4 Przy 4.1.5 Przy 4.1.6 Błąd 4.1.7 Spad 4.1.8 Ocen 4.1.9 Wspo	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorow nie przez wzm e zastosowania nie ty model regre cty wysokiej de kład 2-wymian kład n-wymian chek gradientu na modelu cółczynnik dete	wego													. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7
	3.1 3.2 3.3 Mo 0 4.1	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspo 4.1.3 Punk 4.1.4 Przy 4.1.5 Przy 4.1.6 Błąd 4.1.7 Spad 4.1.8 Ocen 4.1.9 Wspo 4.1.10 Wspo 4.1.10 Wspo	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorow nie przez wzm e zastosowania nie ty model regre ółczynnik kore kty wysokiej de ktad 2-wymian ktad n-wymian ktad n-wymian dek gradientu na modelu ółczynnik dete ółczynnik inde	wego													. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7
	3.1 3.2 3.3 Mo e	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspe 4.1.3 Punk 4.1.4 Przy 4.1.5 Przy 4.1.6 Błąd 4.1.7 Spad 4.1.8 Ocen 4.1.9 Wspe 4.1.10 Wspe Perceptron	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorow nie przez wzm e zastosowania nie iowa ty model regre sty wysokiej de kład 2-wymian kład n-wymian kład n-wymian lek gradientu na modelu ółczynnik dete stychnik inde	wego													. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7
	3.1 3.2 3.3 Mo 0 4.1	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspo 4.1.3 Punk 4.1.4 Przy 4.1.5 Przy 4.1.6 Błąd 4.1.7 Spad 4.1.8 Ocen 4.1.9 Wspo 4.1.10 Wspo Perceptron 4.2.1 Neur	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorow nie przez wzm e zastosowania nie iowa ty model regre ółczynnik kore kty wysokiej de kład 2-wymian kład n-wymian kład n-wymian klek gradientu na modelu ółczynnik dete ółczynnik inde	wego													. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7
	3.1 3.2 3.3 Mo 0 4.1	Rodzaje ucz 3.1.1 Ucze 3.1.2 Uczn 3.1.3 Ucze Przykładowe Podsumowa: dele liniowe Regresja lini 4.1.1 Prost 4.1.2 Wspo 4.1.3 Punk 4.1.4 Przy 4.1.5 Przy 4.1.6 Błąd 4.1.7 Spad 4.1.7 Spad 4.1.8 Ocen 4.1.9 Wspo 4.1.10 Wspo Perceptron 4.2.1 Neur 4.2.2 Neur	enia maszynov nie nadzorowa nie nienadzorow nie przez wzm e zastosowania nie iowa ty model regre sty wysokiej de kład 2-wymian kład n-wymian kład n-wymian lek gradientu na modelu ółczynnik dete stychnik inde	wego													. 6 . 6 . 6 . 6 . 6 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7 . 7

	4.2.4 Perceptron z biasem	7
	4.2.5 Regula uczenia perceptronu	8
	4.2.6 Prosty algorytm uczenia perceptronu	8
	4.2.7 Algorytm uczenia z kieszonką	9
	4.2.8 Algorytm uczenia z zapadką	
	4.3 Maszyna liniowa	
	4.4 Adaline - adaptacyjny neuron liniowy	
	4.5 SVM - maszyna wektorów nośnych	
5	Drzewa decyzyjne	9
	5.1 Boosting	9
6	Sieci Neuronowe	9
	6.1 Wprowadzenie do głęboki sieci neuronowych	
	6.1.1 Graf obliczeniowy	9
	6.2 Propagacja w przód	
	6.3 Uczenie za pomocą algorytmu wstecznej propagacji błędu	9
	6.4 Implementacja wielowarstwowego perceptronu	9
7	Przetwarzanie języka naturalnego	9
O	Diblicateles Caileit January	0
8	Biblioteka Scikit - learn	9
9	Biblioteki uczenia głębokiego	9
J	9.1 Keras	_
	9.2 Tensorflow	
	9.3 PyTorch	
	9.5 1 y 101cm	9
10) Przetwarzanie języka naturalnego	9
	10.1 Topic modelling	
11	l A. Notacja matematyczna	9
12	2 B. Algebra liniowa	9
	12.1 Wektory i operacje wektorowe	9
	12.2 Macierze i ich własności	9
10		
13	3 C. Analiza matematyczna	9
	13.1 Rachunek różniczkowy	
	13.1.1 Pochodne	
	13.1.2 Ekstrema lokalne	
	13.2 Rachunek całkowy	9
1 4		0
14	4 D. Prawdopodobieństwo	9
	14.1 Prawdopodobieństwo klasyczne	9
15	S.F. Tooria jozyków farmalnych	9
тэ	5 E. Teoria języków formalnych 15.1 Wyrażenia regularne	
	19.1 wyrazema regularne	9
16	3 F. Statystyka	9
	· — · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	J

17	G. Pozostałe algorytmy	Ć
	17.1 Algorytmy genetyczne	(
	17.2 Algorytmy ewolucyjne	Ć

1 Sztuczna inteligencja

1.1 Czym jest sztuczna inteligencja?

Przez wielu sztuczna inteligencja kojarzona jest z świadomymi robotami, które przejmą kontrolę nad światem, a z ludzi uczynią swoich niewolników. Jednak czy do tego dojdzie

1.2 Co to znaczy, że coś jest inteligentne?

Co to znaczy, że ktoś jest inteligentny?

1.3 Rys historyczny

Rys

1.3.1 Test Turinga

Rok 1950 znany angielski matematyk Alan Turing ukazuje światu swoją wizję testu na inteligencje maszyn.

1.3.2 Problem chińskiego pokoju

Jednym z

1.3.3 Mądry Hans

Jak historia pokazuje z problematyką chińskiego pokoju mogliśmy się spotkać w ... roku

1.4 Systemy ekspertowe

2 Wprowadzenie do Pythona

W tym rozdziale omówimy

2.1 Wady i zalety języka

Jak każdy język programowania tak i Python ma swoje wady i zalety.

2.2 Instalacja interpretera

2.3 Zmienne

Ala ma kota

- 2.4 Operacje arytmetyczne
- 2.5 Instrukcje warunkowe
- 2.6 Pętle
- 2.7 Funkcje
- 2.8 Klasy
- 2.9 Dziedziczenie
- 2.10 Wprowadzenie do biblioteki Numpy
- 2.11 Wykresy z bibliotekami Matplotlib i Seaborn
- 2.12 Obsługa biblioteki Pandas
- 2.12.1 Wczytywanie danych z pliku
- 2.12.2 Tworzenie obiektu DataFrame

3 Uczenie maszynowe - wprowadzenie

3.1 Rodzaje uczenia maszynowego

3.1.1 Uczenie nadzorowane

Definicja. Regresja jest to dowolna metoda statystyczna pozwalająca estymować warunkową wartość zmiennej objaśnianej dla zmiennych objaśniających.

Mówiąc prościej regresją nazywamy pewną funkcję zależności wartości jednej zmiennej (zmiennych) od drugiej.

- 3.1.2 Ucznie nienadzorowane
- 3.1.3 Uczenie przez wzmacnianie
- 3.2 Przykładowe zastosowania
- 3.3 Podsumowanie

4 Modele liniowe

4.1 Regresja liniowa

Definicja. Regresją liniową nazywamy metodę szacowania zmiennej objaśnianej \mathbf{Y} (zwanej również zmienną zależną lub warunkową wartością oczekiwaną zmiennej \mathbf{Y}) przy znanych wartościach

 $X_0, X_1, ..., X_n$ (zwanymi zmiennymi objaśniającymi, niezależnymi lub predyktorami) przy założeniu, że zależność pomiędzy Y a $X_1, ..., X_n$ jest określona funkcją liniową.

Mieszkanie	Powierzchnia	Cena		
Wijeszkaine	$w metrach^2$	w tys		
Mieszkanie1	60	117		
Mieszkanie2	30	60		
Mieszkanie3	90	170		
Mieszkanie4	200	400		

4.1.1 Prosty model regresji liniowej

Zapiszmy wzór na prostą regresji liniowej z jedną zmienną niezależną X.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

 β_0 , β_1 nazywamy współczynnikami regresji, zaś ε błędem losowym, błędem predykcji, błędem oszacowania lub też resztą.

4.1.2 Współczynnik korelacji rang Spearmana

ad

- 4.1.3 Punkty wysokiej dźwigni
- 4.1.4 Przykład 2-wymiarowy
- 4.1.5 Przykład n-wymiarowy
- 4.1.6 Błąd
- 4.1.7 Spadek gradientu
- 4.1.8 Ocena modelu
- 4.1.9 Współczynnik determinacji
- 4.1.10 Współczynnik indeterminacji

4.2 Perceptron

W tym rozdziale skupimy się na jednej z najprostszych sieci neuronowych, a mianowicie na perceptronie. W toku naszych rozważań omówimy jego możliwości, a także ograniczenia. Ponadto poznamy różne algorytmy uczenia takie jak algorytm z kieszonką oraz zapadką. Zobaczymy również w jaki sposób możemy wykorzystać dyskretną transformatę Fouriera oraz radialne funkcje bazowe w celu uzyskania lepszych wyników przez nasz algorytm.

4.2.1 Neuron biologiczny

Przez wiele lat...

4.2.2 Neuron McCullocha-Pittsa

4.2.3 Model perceptronu

4.2.4 Perceptron z biasem

Tym co odróżnia perceptron z biasem od zwykłego perceptronu to fakt, występowania pewnej dodatkowej wagi w_0 stowarzyszonej z dodatkowym wejściem x_0 , którego wartość jest stała równa +1. W

literaturze jednak, możemy się spotkać z zapisem zawierającym pewną wartość progową oznaczaną przez literę θ . Nie należy się jednak tym martwić, ponieważ zależność między wagą w_0 , a θ wygląda następująco:

$$\theta = -w_0$$

W efekcie tego blok sumowania naszego perceptronu możemy zapisać w następujący sposób:

$$O(x_1, ..., x_n) = \sum_{i=1}^{n} x_i w_i + w_0$$

lub też

$$O(x_1, ..., x_n) = \sum_{i=1}^{n} x_i w_i - \theta$$

Spójrzmy na interpretację geometryczną tego wzoru dla przypadku dwuwymiarowego wejścia. Na początku rozważmy pewien wektor wag $w = [w_1, w_2]$, pewien wektor wejściowy $x = [x_1, x_2]$ oraz θ będące naszym biasem. Korzystając ze wzoru powyżej otrzymamy następującą zależność:

$$O(x_1, x_2) = x_1 w_1 + x_2 w_2 - \theta$$

Łatwo możemy zauważyć, że jest to równanie pewnej płaszczyzny (w tym przypadku prostej) o równaniu:

$$x_1 w_1 + x_2 w_2 - \theta = 0$$

Po wyznaczeniu x_2 możemy zapisać równianie w sposób równoważny.

$$x_2 = -\frac{w_1}{w_2} x_1 + \frac{\theta}{w_2}$$

Patrząc na sam wzór możemy wywnioskować, iż wartość θ wpływa na przesuwanie się hiperpłaszczyzny decyzyjnej względem początku układu, w tym przypadku dwuwymiarowego układu współrzędnych kartezjańskich.

4.2.5 Regula uczenia perceptronu

4.2.6 Prosty algorytm uczenia perceptronu

Zanim jednak opowiemy o działaniu tego algorytmu, spróbujmy intuicyjnie dość to tego co algorytm uczenia powinien robić. Przyjmijmy, że e_i będzie wylosowanym przykładem uczącym, a a_i będzie oczekiwanym wyjściem, przez o zaś oznaczymy wyjście naszego modelu dla wejścia e_i . Wtedy nasz błąd będzie określony jako $err = a_i - o$.

- 4.2.7 Algorytm uczenia z kieszonką
- 4.2.8 Algorytm uczenia z zapadką
- 4.3 Maszyna liniowa
- 4.4 Adaline adaptacyjny neuron liniowy
- 4.5 SVM maszyna wektorów nośnych
- 5 Drzewa decyzyjne
- 5.1 Boosting
- 6 Sieci Neuronowe
- 6.1 Wprowadzenie do głęboki sieci neuronowych
- 6.1.1 Graf obliczeniowy
- 6.2 Propagacja w przód
- 6.3 Uczenie za pomocą algorytmu wstecznej propagacji błędu
- 6.4 Implementacja wielowarstwowego perceptronu
- 7 Przetwarzanie języka naturalnego
- 8 Biblioteka Scikit learn
- 9 Biblioteki uczenia głębokiego
- 9.1 Keras
- 9.2 Tensorflow
- 9.3 PyTorch
- 10 Przetwarzanie języka naturalnego
- 10.1 Topic modelling
- 11 A. Notacja matematyczna
- 12 B. Algebra liniowa
- 12.1 Wektory i operacje wektorowe
- 12.2 Macierze i ich własności
- 13 C. Analiza matematyczna
- 13.1 Rachunek różniczkowy
- 13.1.1 Pochodne