|  |  |
| --- | --- |
|  | **POLITECHNIKA ŁÓDZKA** |
|  | Wydział Elektrotechniki, Elektroniki, Informatyki  i Automatyki |
|  | Instytut Mechatroniki i Systemów Informatycznych |

Praca dyplomowa  
 magisterska

na temat:

**System prognozowania warunków meteorologicznych z wykorzystaniem algorytmów eksploracji danych**

**(System for forecasting meteorological conditions using data mining algorithms)**

|  |  |
| --- | --- |
| Imię i Nazwisko: | **Kinga Sochacka** |
| Nr albumu: | **234005** |
| Specjalność: | **Inteligentne systemy baz danych** |
| Kierunek: | **Informatyka** |

Opiekun pracy:

prof. dr hab. inż. **Adam Pelikant**

Łódź, wrzesień 2021

**SPIS TREŚCI**

[1. Wstęp 5](#_Toc74745155)

[2. Cel i zakres pracy. 6](#_Toc74745156)

[3. Podstawy teoretyczne 7](#_Toc74745157)

[3.1. Eksploracja danych 7](#_Toc74745158)

[3.2. Szeregi czasowe 8](#_Toc74745159)

[3.3. Sztuczne sieci neuronowe 10](#_Toc74745160)

[3.3.1. Rekurencyjne sieci neuronowe 12](#_Toc74745161)

[3.3.2. Long Short – Term Memory Networks 13](#_Toc74745162)

[3.4. Wykorzystane technologie 14](#_Toc74745163)

[3.4.1. Python 14](#_Toc74745164)

[3.4.2. PyCharm 15](#_Toc74745165)

[3.4.3. HTML 16](#_Toc74745166)

[3.4.4. Git 16](#_Toc74745167)

[4. Praktyczna realizacja systemu 17](#_Toc74745168)

[4.1. Wykorzystany zbiór danych 17](#_Toc74745169)

[4.2. Wstępne przygotowanie danych 17](#_Toc74745170)

[4.3. Przetwarzanie danych na potrzeby modelu LSTM 21](#_Toc74745171)

[4.4. Implementacja modelu LSTM 24](#_Toc74745172)

[4.5. Proces tworzenia modelu LSTM 27](#_Toc74745173)

[4.6. Zastosowanie modeli predykcyjnych dla aktualnych danych 41](#_Toc74745174)

[4.7. Implementacja aplikacji webowej 46](#_Toc74745175)

[5. Podsumowanie 48](#_Toc74745176)

[Streszczenie 48](#_Toc74745177)

[Summary 48](#_Toc74745178)

[Literatura 48](#_Toc74745179)

[Spis rysunków. 49](#_Toc74745180)

[Spis kodów. 49](#_Toc74745181)

# Wstęp

Informatyka to obecnie jedna z najszybciej rozwijających się dziedzin nauki. Dostęp do ogromnych ilości danych wymusza poszukiwanie sposobów na poprawne i efektywne ich przechowywanie oraz przetwarzanie, a właśnie tym zajmuje się informatyka. Powstają coraz to nowsze i lepsze technologie, które sprostają tym zadaniom.

Przechowywanie, przetwarzanie i analiza dużych, zmiennych, różnorodnych zbiorów danych nie jest prostym zadaniem, jednak bardzo wartościowym. Może prowadzić do zdobycia nowych, cennych informacji. W obliczu ilości generowanych w obecnych czasach danych tradycyjne metody analizy przestały być wystarczające. Doprowadziło to do rozwoju takich działów informatyki jak hurtownie danych czy Big Data, które radzą sobie ze zbieraniem różnorodnych danych z wielu źródeł oraz pozwalają je efektywnie przetwarzać. Do analizy danych bardzo często stosuje się eksplorację danych, która wykorzystuje szybkość komputera do odszukiwania prawidłowości w gromadzonych danych. Podczas procesu zgłębiania danych stosowane są wyspecjalizowane algorytmy takie jak klasyfikacja, klasteryzacja, asocjacja czy sztuczne sieci neuronowe, co umożliwia wyciąganie wniosków oraz predykcję przyszłych wartości zmiennych na podstawie posiadanych informacji.

Eksploracja danych znajduje szerokie zastosowanie w wielu branżach np. biznesie czy przemyśle. W niniejszej pracy zostanie wykorzystana w meteorologii, czyli nauce zajmującej się badaniem warunków pogodowych. Nie jest to łatwa dziedzina, gdyż warunki meteorologiczne są bardzo zmienne i zależne od wielu czynników. Prognozowanie pogody jest procesem złożonym i trudnym, dlatego wykorzystanie komputerów i wyspecjalizowanych algorytmów jest nieocenioną pomocą w tym zadaniu.

# Cel i zakres pracy.

Celem pracy jest wykonanie analizy historycznych danych meteorologicznych w celu prognozowania warunków pogodowych z wykorzystaniem technik eksploracji danych.

Proces realizacji pracy podzielono na kilka etapów:

* wybór zbioru danych do analizy,
* przygotowanie historycznych danych meteorologicznych,
* wykonanie modelu predykcyjnego,
* implementacja aplikacji wykorzystującej model prognostyczny dla aktualnych danych.

System został stworzony przy użyciu nowoczesnych technologii. Większość pracy wykonano za pomocą języka programowania Python, który jest najczęściej wykorzystywany do zagadnień związanych ze sztuczną inteligencją, eksploracją i analizą danych, ponieważ posiada biblioteki przeznaczone specjalnie do tego typu celów. Pozwolił on na dokonanie sprawnej obróbki danych, zaprojektowanie modelu predykcyjnego z wykorzystaniem sztucznej sieci neuronowej, a także zastosowanie modelu dla aktualnych danych. Aby zwizualizować wyniki prognoz, zaimplementowano aplikację webową, stosując technologię Java oraz HTML. Jako środowiska programistyczne wybrano PyCharm oraz InteliJ. Ponadto skorzystano z systemu kontroli wersji Git.

W pracy wyróżniono część teoretyczną i praktyczną. Pierwszą z nich stanowią rozdziały omawiające podstawy teoretyczne niezbędne do wykonania niniejszej pracy, a także technologie i narzędzia wykorzystane do zaprojektowania systemu. Druga część pracy szczegółowo opisuje implementację systemu, wszystkie kroki jego powstawania, ewaluację dokładności wyników oraz sposób działania.

# Podstawy teoretyczne

## Eksploracja danych

Eksploracja danych (ang. *data mining*, inaczej zgłębianie, ekstrakcja danych) to proces pozyskiwania nowej wiedzy z posiadanych informacji. Wykorzystuje szybkość komputera oraz wyspecjalizowane algorytmy w celu odkrywania wzorców i prawidłowości w zbiorach danych. Daje także możliwość prognozowania wyników dla przyszłych obserwacji.

Zgłębianie danych jest integralną częścią odkrywania wiedzy z baz danych (ang. *Knowledge discovery in databases* – KDD), czyli procesu przekształcania surowych danych w przydatne informacje. Na rysunku 3.1.1 przedstawiono etapy KDD, które prowadzą do otrzymania wartościowych informacji z danych wejściowych.



Rys. 3.1.1 Proces odkrywania wiedzy z baz danych (KDD) [1].

Pierwszy etap - wstępne przetwarzanie danych (ang. *preprocessing*) obejmuje zebranie danych z różnych źródeł, usunięcie duplikatów i niepełnych danych, wybór cech, redukcję wymiarowości, normalizację, wyodrębienie podzbiorów. Często jest to proces żmudny i bardzo czasochłonny. Celem wstępnego przetwarzania jest przekształcenie surowych informacji w dane odpowiednio sformatowane pod kątem analizy.

Drugi etap to właściwa eksploracja danych, w ramach której do konretnych danych dobiera się i stosuje odpowiednie algorytmy zgłębiania. Często są to techniki z obszaru sztucznej inteligencji, uczenia maszynowego lub statystyki np. klasyfikacja, klasteryzacja, asocjacja, regresja czy sztuczne sieci neuronowe.

Na ostatni krok KDD – końcowe przetwarzanie (ang. *postprocessing*) składają się filtrowanie wzorców, wizualizacja oraz interpretacja wyników. Stosowane są także statystyczne miary oceniające wydajność wykonanych modeli. Dzięki temu etapowi cały proces znajduje zastosowanie w praktyce – może zostać wykorzystany w aplikacjach biznesowych, ponieważ zapewnia, że tylko poprawne i przydatne informacje zostaną zawarte w systemie.

Zgłębianie danych jest wykorzystywane do dwóch typów problemów. Pierwszy rodzaj to zadania predykcyjne, których celem jest przewidywanie wartości określonego atrybutu na podstawie wartości innych atrybutów. Drugi typ to zadania opisywania danych, czyli szukanie wzorców i prawidłowości w danych, określanie korelacji między danymi, trendów i zauważanie anomalii.

Obszarów zastosowań eksploracji danych jest wiele. Do najbardziej popularnych należą:

* Bankowość (analiza rynku, ocena ryzyka kredytowego, inwestycyjnego, detekcja oszustw),
* marketing (dopasowanie oferty do klientów),
* medycyna (diagnostyka).

## Szeregi czasowe

Tradycyjne zbiory danych używane w uczeniu maszynowym to kolekcja informacji, w której każda próbka jest traktowana tak samo. Inaczej jest w przypadku szeregów czasowych, które są ciągiem obserwacji uporządkowanych w czasie ze stałym krokiem. Wprowadza to dodatkową informację, która może być istotna w przypadku wielu problemów prognostycznych. Z drugiej strony przetwarzanie takich danych jest trudniejsze i wymaga zastosowania specjalnych metod.

Na potrzeby rozwiązywania tego typu problemów wprowadzono standardowe terminy używane do opisywania szeregów czasowych:

* t: aktualny czas, który stanowi punkt odniesienia,
* t – n: czas opóźniony, przeszłość w stosunku do czasu aktualnego,
* t + n: czas przyszły w stosunku do czasu aktualnego.

Aby móc stosować szeregi czasowe, należy odpowiednio przygotować posiadany zbiór danych. Na rysunku 3.2.1 przedstawiono przykładowy zbiór danych, w którym dane są posortowane względem czasu.

|  |  |
| --- | --- |
| czas | zmienna |
| 10-05-2021 | 100 |
| 11-05-2021 | 50 |
| 12-05-2021 | 120 |
| 13-05-2021 | 90 |

Rys. 3.2.1 Zbiór danych posortowanych względem czasu.

Restrukturyzacja powyższego zbioru polega na tym, że wartość poprzedniego kroku jest używana do prognozowania wartości zmiennej w kroku następnym. Na rysunku 3.2.2 widać, że poprzedni krok czasowy jest wejściem (X), a następujący po nim krok czasowy jest wyjściem (y). Dla pierwszego wiersza brakuje wartości wejściowej, a dla ostatniego wartości wyjściowej. Na potrzeby modelu predykcyjnego należy je usunąć.

|  |  |
| --- | --- |
| X(t) | y(t+1) |
| NaN | 100 |
| 100 | 50 |
| 50 | 120 |
| 120 | 90 |
| 90 | NaN |

Rys. 3.2.2 Zbiór danych po restrukturyzacji.

Wykorzystanie wcześniejszych kroków czasowych do przewidywania następnego nazywane jest metodą przesuwnego okna (ang. *sliding window method*).

Ze względu na ilość obserwacji wyróżniamy dwa rodzaje szeregów czasowych:

* jednowymiarowe (ang. *Univariate Time Series*) – obserwowana jest tylko jedna zmienna w każdym kroku czasowym (tak jak na rysunku 3.2.2),
* wielowymiarowe (ang. *Multivariate Time Series*) – obserwowane są dwie lub więcej zmiennych w każdym kroku czasowym i/lub prognozowane są dwie lub więcej zmiennych. Prognozowanie w tym przypadku jest dużo trudniejsze i bardziej złożone. Na rysunku 3.2.3 przedstawiono przykład wielowymiarowego szeregu czasowego.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| X1(t) | X2(t) | X3(t) | y1(t+1) | y2(t+1) |
| NaN | NaN | NaN | 200 | 50 |
| 100 | 200 | 50 | 150 | 120 |
| 50 | 150 | 120 | 60 | 90 |
| 120 | 60 | 90 | 30 | 5 |
| 90 | 30 | 5 | NaN | NaN |

Rys. 3.2.3 Wielowymiarowy szereg czasowy.

Ze względu na liczbę przewidywanych kroków czasowych wyróżniamy dwa rodzaje prognozowania:

* jednoetapowy (ang. *One - step Forecast*) – przewidywany jest jeden następny krok (tak jak na rysunkach 3.2.2 i 3.2.3),
* wieloetapowy (ang. *Multi - step Forecast*) – prognozowane są dwa lub więcej kroki czasowe (rys. 3.2.4).

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| X1(t-1) | X2(t) | y(t+1) | y(t+2) |
| NaN | NaN | 100 | 50 |
| NaN | 100 | 50 | 120 |
| 100 | 50 | 120 | 90 |
| 50 | 120 | 90 | NaN |
| 120 | 90 | NaN | NaN |

Rys. 3.2.4 Wieloetapowy szereg czasowy.

## Sztuczne sieci neuronowe

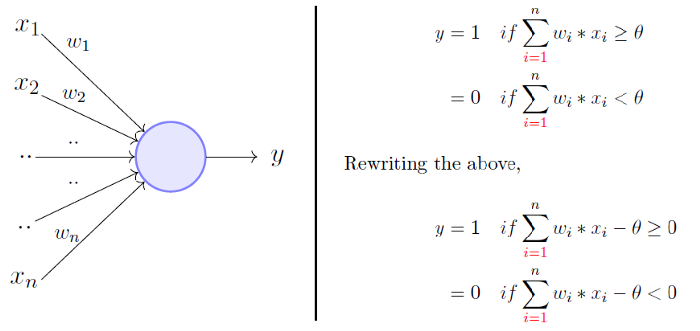
Sztuczna sieć neuronowa (ang. *artificial neural network*, ANN) to system komputerowy symulujący działanie ludzkiego mózgu. Składa się z elementów przetwarzających zwanych neuronami i połączeń między nimi, do których przypisane są wagi. Połączenia te tworzą strukturę neuronową, z którą związane są algorytmy uczenia.

Neuron to podstawowa jednostka ANN, która odbiera dane wejściowe, przetwarza je, przekazuje do funkcji aktywacji i zwraca dane wyjściowe. Pierwszy model sztucznego neuronu został zaproponowany przez McCullocha i Pittsa w 1943 r. (rys. 3.3.1). Pierwsza część neuronu (g) odbiera wejście (typu logicznego – 0 lub 1) i dokonuje agregacji. Druga część (f) podejmuje decyzję na podstawie zagregowanej wartości. Zwraca 0, jeśli wartość zagregowanej funkcji nie przekroczy tzw. parametru progowego (ang. *thresholding parameter*). W przeciwym razie zwraca 1.



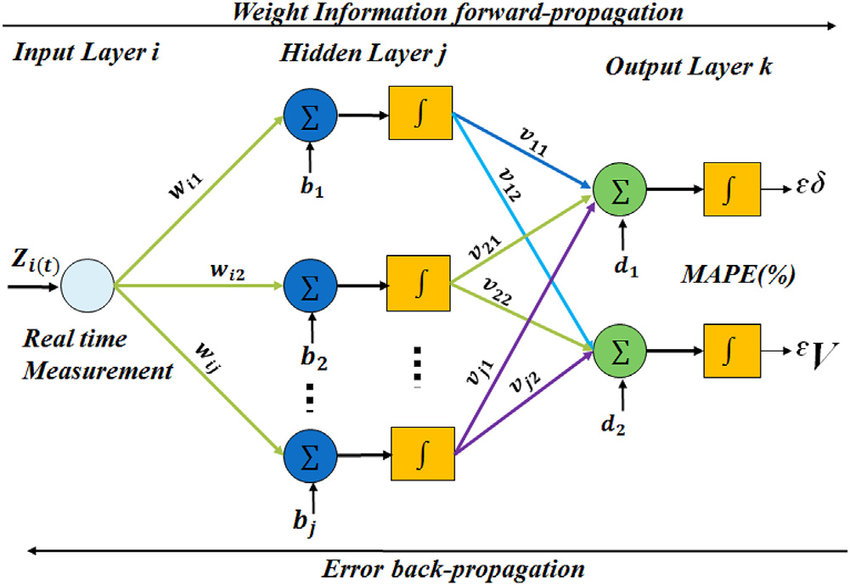
Rys. 3.3.1 Model neuronu zaproponowany przez Pittsa i McCullocha [11].

W 1969 Minsky i Papert udoskonalili powyższy model, wprowadzając koncepcję wag, które są miarą ważności danego wejścia (rys. 3.3.2). Ponadto wejście nie musi być wartością logiczną. Podczas agregacji wartości wejściowe mnożone są przez przypisane im wagi. Funkcja wyjściowa zwraca 1, gdy suma iloczynu danych wejściowych i ich wag jest większa lub równa parametrowi progowemu. W przeciwnym wypadku zwracana jest wartość 0.



Rys. 3.3.2 Model neuronu zaproponowany przez Minsky’ego i Paperta [12].

Sień neuronowa może składać się z jednego perceptronu i jest wtedy nazywana siecią jednowarstwową. Jednak zastosowanie sieci wielowarstwowej z wieloma perceptronami daje większe możliwości. Sieć taka posiada warstwę wejściową, która gromadzi informacje. Warstwa ukryta przetwarza dane, a warstwa wyjściowa oblicza możliwe wyjście. Ponadto stosowany jest algorytm propagacji wstecznej (ang. *backpropagation algorithm*). W pierwszej fazie funkcje aktywacji przechodzą z warstwy wejściowej do wyjściowej. W fazie drugiej błędy między aktualnie obserwowaną wartością, a pożądaną wartością są przekazywane z warstwy wyjściowej do wejściowej po to, aby zmodyfikować wagi.



Rys. 3.3.3 Model wielowarstowej sztucznej sieci neuronowej [13].

### Rekurencyjne sieci neuronowe

Rekurencyjne sieci neuronowe (ang. *Recurrent Neural Network*) to typ sieci neuronowych, który został zaprojektowany na potrzeby problemów sekwencyjnych. Wprowadzono w nich połączenia rekurencyjne, które dodają do sieci stan lub pamięć. Pozwala to wykorzystywać w trakcie trenowania sieci uporządkowany charakter obserwacji w sekwencjach wejściowych. Pamięć wewnętrzna powoduje, że wartość wyjściowa jest uzależniona od aktualnej sekwencji wejściowej. Sieć śledzi po jednej obserwacji na raz i może sprawdzać, jakie obserwacje ją poprzedzają i w jakim stopniu są one istotne przy dokonywaniu prognozy. Zaletą rekurencyjnych sieci neuronowych jest to, że może się nauczyć zależności czasowych i informacji kontekstowych.

### Long Short – Term Memory Networks

*Long Short – Term Memory Network* to specjalny rodzaj sieci neuronowej. Należy do typu MPL, czyli składa się z wielu warstw neuronów, przez które propagowane są informacje wejściowe w celu dokonywania predykcji. Jest to rodzaj sieci rekurencyjnej, a więc LSTM posiada rekurencyjne połączenia, które umożliwiają uwzględnianie poprzednich kroków czasowych przy formułowaniu wartości wyjściowych. To co wyróżnia ją od innych RNNs to unikalna formuła pozwalająca unikąć przetrenowania i niewyskalowania modelu. Dzięki temu osiąga świetne wyniki, przez co jest to bardzo popularny typ sieci neuronowej.

W standardowych rekurencyjnych sieciach neuronowych zauważano problem związany z trenowaniem sieci. Procedura aktualizacji wag może powodać, że wagi szybko stają się tak niskie, że obserwacja traci znaczenie (ang. *vanishing gradients*) lub tak wysokie, że powodują zbyt duże zmiany (ang. *exploding gradients*). LSTM pokonuje ten problem dzięki swojej architekturze.

Jednostka obliczeniowa sieci LSTM jest nazywana komórką pamięci (ang. *memory cell*). Do komórek tych przypisane są po trzy wagi:

* waga wejściowa (ang. *input weights*) – oznaczająca wagę danej wejściowej dla aktualnego kroku czasowego,
* waga wyjściowa (ang. *output weights*) – waga danej wyjściowej dla ostatniego kroku czasowego,
* stan wewnętrzny (ang. *internal state*) – używany do obliczania wartości wyjściowej aktualnego kroku czasowego.

Każda komórka pamięci posiada także trzy bramy:

* brama zapominania (ang. *forget gate*) – decyduje, jakie informacje usunąć z komórki,
* brama wejściowa (ang. *input gate*)– decyduje, jakimi informacjami wejściowymi aktualizować stan pamięci,
* brama wyjściowa (ang. *output gate*) – decyduje o wartości wyjściowej, bazując na danej wejściowej oraz pamięci komórki.

Możliwości sieci LSTM są imponujące. Jest ona wykorzystywana nie tylko w problemach sekwencyjnych, ale też np. do automatycznego tłumaczenia tekstu i automatycznego generowania pisma odręcznego. Sprawdza się najlepiej przy trudnych i skomplikowanych problemach. W sytuacjach prostszych zazwyczaj lepszym wyborem jest zastosowanie zwykłej sieci MLP, ponieważ model ten będzie bardziej wydajny.

## Wykorzystane technologie

### Python

Python jest interpretowanym językiem programowania wysokiego poziomu. Nie wymaga kompilacji przed uruchomieniem. Pisanie kodu w tym języku jest szybkie, ale uruchomienie zazwyczaj wolniejsze niż w przypadku języków kompilowanych. Twórcy Pythona położyli nacisk na czytelność oraz związłość kodu, co ułatwia pracę programistów, a co za tym idzie zmniejsza koszty utrzymania programów napisanych w tym języku.

Wyróżnia się dynamicznym deklarowaniem typów zmiennych, czyli przypisywanie typów odbywa się dopiero w trakcie wykonywania programu. Programista nie musi sam deklarować typu zmiennej, robi to interpreter w momencie przypisywania wartości. Deklarowanie dynamiczne jest bardziej elastyczne niż statyczne, zmniejsza ilość kodu oraz ułatwia naukę programowania.

Python wspiera wiele paradygmatów programowania, w tym bardzo popularne programowanie zorientowane obiektowo, umożliwiąc definiowanie klas wraz z dziedziczeniem.

Jedną z zalet Pythona jest elastyczność. Świetnie sprawdza się zarówno w prostych, krótkich skryptach jak i rozbudowanych systemach, zapewniając złożone struktury danych i obsługę błędów. Dzięki temu znajduje szerokie zastosowanie w takich dziedzinach informatyki jak skrypty automatyzacyjne, aplikacje internetowe, aplikacje biznesowe, Data Science, sztuczna inteligencja i uczenie maszynowe.

Mimo wielu korzyści Python nie jest językiem pozbawionym wad. Decydując się na wybór tej technologii w swoim systemie, należy wziąć pod uwagę jego ograniczenia. Po pierwsze wysokie zużycie pamięci, a także niską wydajność na urządzeniach mobilnych i przeglądarkach internetowych oraz słabo rozwinięte biblioteki obsługi baz danych.

Python oferuje szeroką gamę bibliotek, które znacząco ułatwiają pracę. Poniżej opisano kilka z nich:

* *Pandas* – wykorzystywana do pracy z danymi, oferując przechowywanie danych w obiektach *DataFrame*. Umożliwia szybką i efektywną manipulację danymi. Pozwala odczytywać i zapisywać informacje z plików tekstowych, baz danych oraz z plików w formacie *csv* i HDF5. Oferuje elastyczne przekształcanie danych i wydajne scalanie zbiorów. Pomaga także w pracy z szeregami czasowymi np. funkcja *shift()* tworzy kopię kolumny z opóźnionym krokiem czasowym.
* *Numpy* – zapewnia obsługę dużych, wielowymiarowych macierzy. Podstawowym obiektem tej biblioteki jest *ndarray*, czyli macierz n – wymiarowa o obiektach tego samego typu. Umożliwia m. in. wykonywanie operacji matematycznych i transformację macierzy.
* *Matplotlib* – biblioteka do tworzenia interaktywnych wizualizacji danych. Pozwala w szybki sposób tworzyć przeróżne rodzaje wykresów.
* *Scikit – learn* – dostarcza implementację algorytmów uczenia maszynowego, zarówno nadzorowanego jak i nienadzorowanego. Zapewnia narzędzia służące do przetwarzania danych, trenowania modelu i jego ewaluacji.
* *Keras* – biblioteka typu open – source. Zapewnia interfejs Pythona dla sztucznych sieci neuronowych. Implementuje elementy stosowane w ANN takie jak warstwy, funkcje aktywacji. Wspiera standardowe, splotowe i rekurencyjne sieci neuronowe.

### PyCharm

PyCharm to środowisko programistyczne firmy JetBrains przeznaczone dla języka Python. Działa w systemach operacyjnych Windows, Linux i macOS. Zapewnia wsparcie dla Pythona 2 i 3. Umożliwia edycję kodu źródłowego oraz posiada szereg cech ułatwiających pracę programisty:

* sugestia poprawy błędów w kodzie,
* graficzny debugger, który pozwala śledzić działanie programu krok po kroku, co pomaga wychwycić błędy,
* zintegrowany tester jednostkowy,
* wsparcie dla systemu kontroli wersji.

PyCharm pozwala pracować z kilkoma systemami baz danych. Pomimo tego, że jest przeznaczony do pracy z Pythonem, możliwa jest także edycja plików HTML, CSS i JavaScript. Posiada przejrzysty interfejs graficzny (rys. 3.4.1).



Rys. 3.4.1 Interfejs graficzny środowiska programistycznego PyCharm.

### HTML

HTML (ang. *Hypertext Markup Language*) to język znaczników przeznaczony do tworzenia stron internetowych. HTML jest oficjalnym standardem webowym utrzymywanym i rozwijanym przez konsorcjum W3C (ang. *World Wide Web Consortium*). Służy do projektowania struktury dokumentów dzięki zastosowaniu znaczników, które określają styl dokumentu, niosą informacje, w jaki sposób mają być wyświetlane takie elementy jak tekst, pliki multimedialne czy hiperłącza.

Każda strona internetowa składa się z serii elementów. Trzy główne części elementu to:

* znacznik otwierający (ang. *opening tag*) – określa początek elementu,
* zawartość (ang. *content*) – dane wyjściowe widoczne dla użytkowników,
* znacznik zamykający (ang. *closing tag*) – określa koniec elementu.

HTML jest całkowicie darmowy i wspierany przez wszystkie przeglądarki. Ma prostą składnię, więc może być stosowany nawet przez początkujących programistów. Można go łatwo zintegrować z językami programowania takimi jak Java, PHP, Node.js. Jego wadą jest to, że nie umożliwia tworzenia dynamicznej funkcjonalności. Z tego też powodu nie jest uznawany za język programowania.

### Git

Git to darmowy, rozproszony system kontroli wersji przeznaczony do zarządzania projektami, przede wszystkim zespołowymi, ale w pracy indywidualnej również świetnie się sprawdza. Umożliwia przechowywanie kodu źródłowego w serwisie internetowym GitHub, co chroni przed utratą swojej pracy. Dzięki temu serwisowi można także w łatwy sposób udostępnić swój projekt innym.

Git pozwala dzielić swoją pracę na części i zatwierdzać każdą istotną zmianę. W serwisie GitHub widoczna jest cała historia zmian. Możliwy jest także szybki powrót do wcześniejszych wersji projektu.

System Git jest wyposażony w konsolę – Git Bash, która poprzez wpisywanie komend, umożliwia pracę nad projektem.

# Praktyczna realizacja systemu

## Wykorzystany zbiór danych

Pierwszym etapem praktycznej realizacji systemu był wybór zbioru danych do analizy. Jest to niezwykle istotna część pracy, ponieważ im dokładniejsze dane, tym model prognostyczny daje lepsze efekty. Na potrzeby pracy wybrano historyczne dane meteorologiczne udostępniane przez Instytut Meteolorogii i Gospodardki Wodnej. Są one zbierane z polskich stacji klimatologicznych, przechowywane w formacie *csv*. Dostępne dane obejmują okres czasu od 1951 r. Na potrzeby pracy pobrano tylko najnowsze dane (od stycznia 2010 r. do stycznia 2021 r.), ponieważ klimat się zmienia, w związku z czym najbardziej wartościowe są dane z ostatnich lat.

Parametry meteorologiczne zawarte w wybranym zbiorze to:

* maksymalna temperatura dobowa [°C],
* minimalna temperatura dobowa [°C],
* średnia temperatura dobowa [°C],
* temperatura minimalna przy gruncie [°C],
* średnia dobowa wilgotność względna [%],
* średnia dobowa prędkość wiatru [m/s],
* suma dobowa opadów [mm],
* rodzaj opadu [S/W/],
* średnie dobowe zachmurzenie ogólne [oktanty],
* wysokość pokrywy śnieżnej [cm].

## Wstępne przygotowanie danych

Pobrane pliki z danymi były podzielone na dane miesięczne. Fragment jednego z plików został przedstawiony na rysunku 4.2.1.



Rys. 4.2.1 Arkusz kalkulacyjny z surowymi danymi.

Aby móc przetwarzać dane, należało scalić wszystkie pliki w jeden zbiór. W tym celu napisano skrypt (listing 4.2.1). Pierwotne dane były zapisane w dwóch rodzajach plików. Każdy rodzaj zapisano w osobnych folderach. Skrypt wczytuje dane, wykorzystując moduł *glob*, który służy do rekurencyjnego pobierania ścieżek z katalogów, co umożliwia wczytanie wszystkich plików znajdujących się w jednym folderze za pomocą jednej linijki kodu. Następnie w pętli *for* otwierany jest każdy z plików i nadawane są nagłówki kolumnom, a otrzymane pliki zapisywane w formacie *csv*. Kolejno ponownie za pomocą modułu *glob* wczytywane są pliki – tym razem nowo utworzone pliki z nagłówkami. Za pomocą funkcji *concat* z modułu *pandas* pliki zostają zscalone. W efekcie działania skryptu powstały dwa różne pliki w formacie *csv*, różniące się przechowywanymi parametrami meteorologicznymi (rys. 4.2.2, rys. 4.2.3).

import os  
import glob  
import pandas as pd  
  
from constants import \*  
  
all\_files = glob.glob(os.path.join(SOURCE\_DATA, **"\*.csv"**))  
all\_files2 = glob.glob(os.path.join(SOURCE\_DATA2, **"\*.csv"**))  
  
i = 0  
for f in all\_files:  
 df = pd.read\_csv(f, header=None, encoding=**'windows-1250'**)  
 df.to\_csv(DATA\_WITH\_HEADERS + **"\k\_"** + str(i) + **".csv"**, header=[**"Kod stacji"**, **"Nazwa stacji"**,  
 **"Rok"**, **"Miesiac"**, **"Dzien"**, **"Srednia dobowa temperatura"**, **"Status pomiaru TEMP"**,  
 **"Srednia dobowa wilgotnosc wzgledna[%]"**, **"Status pomiaru WLGS"**, **"Srednia dobowa predkosc wiatru [m/s]"**,  
 **"Status pomiaru FWS"**, **"Srednie dobowe zachmurzenie ogolne [oktanty]"**, **"Status pomiaru NOS"**],  
 encoding=**'windows-1250'**)  
 i += 1  
  
i = 0  
for f in all\_files2:  
 df = pd.read\_csv(f, header=None, encoding=**'windows-1250'**)  
 df.to\_csv(DATA\_WITH\_HEADERS2 + **"\k\_"** + str(i) + **".csv"**, header=[**"Kod stacji"**, **"Nazwa stacji"**, **"Rok"**,  
 **"Miesiac"**, **"Dzien"**, **"Maksymalna temperatura dobowa [°C]"**, **"Status pomiaru TMAX"**,  
 **"Minimalna temperatura dobowa [°C]"**, **"Status pomiaru TMIN"**, **"Średnia temperatura dobowa [°C]"**,  
 **"Status pomiaru STD"**, **"Temperatura minimalna przy gruncie [°C]"**, **"Status pomiaru TMNG"**,  
 **"Suma dobowa opadów [mm]"**, **"Status pomiaru SMDB"**, **"Rodzaj opadu [S/W/ ]"**,  
 **"Wysokość pokrywy śnieżnej [cm]"**, **"Status pomiaru PKSN"**], encoding=**'windows-1250'**)  
 i += 1  
  
files = glob.glob(os.path.join(DATA\_WITH\_HEADERS, **"\*.csv"**))  
files2 = glob.glob(os.path.join(DATA\_WITH\_HEADERS2, **"\*.csv"**))  
df\_from\_each\_file = (pd.read\_csv(f, sep=**','**, header=None, encoding=**'windows-1250'**) for f in files)  
df\_from\_each\_file2 = (pd.read\_csv(f2, sep=**','**, header=None, encoding=**'windows-1250'**) for f2 in files2)  
df\_merged = pd.concat(df\_from\_each\_file)  
df\_merged2 = pd.concat(df\_from\_each\_file2)  
df\_merged.to\_csv(DESTINATION\_FOLDER + **"\k\_d\_t\_m.csv"**, encoding=**'windows-1250'**)  
df\_merged2.to\_csv(DESTINATION\_FOLDER + **"\k\_d\_m.csv"**, encoding=**'windows-1250'**)

Listing 4.2.1 Kod źródłowy skryptu do scalania danych.



Rys. 4.2.2 Arkusz kalkulacyjny zawierający zscalone dane – pierwszy rodzaj plików.



Rys. 4.2.3 Arkusz kalkulacyjny zawierający zscalone dane – drugi rodzaj plików.

Do połączenia powyższych dwóch plików skorzystano z programu Microsoft SQL Server. Każdy plik został importowany do osobnej tabeli, a następnie za pomocą polecenia *select into* z klauzulą *join* (listing 4.2.2) stworzono jedną tabelę, którą wyeksportowano do pliku w formacie *csv*. Fragment otrzymanego pliku, zawierającego wszystkie dane, przedstawiono na rysunku 4.2.4.

select d.\*, t.[Srednia dobowa wilgotnosc wzgledna % ]

,t.[Srednia dobowa predkosc wiatru m s ]

,t.[Srednie dobowe zachmurzenie ogolne oktanty ]

into weather

from dbo.k\_d\_m d join dbo.k\_d\_t\_m t on d.[Kod stacji]=t.[Kod stacji]

and d.[Nazwa stacji]=t.[Nazwa stacji]

and d.[Rok]=t.[Rok] and d.[Miesiac]=t.[Miesiac] and d.[Dzien]=t.[Dzien]

where d.[Dzien] not like 'Dzien'

order by d.[Kod stacji], d.[Rok], d.[Miesiac], d.[Dzien]

Listing 4.2.2 Polecenie *select into*.



Rys. 4.2.4 Plik zawierający wszystkie zscalone dane.

Kolejno zaimplementowano skrypt służący do sortowania oraz selekcji danych (listing 4.2.3). Został on użyty wielokrotnie podczas procesu tworzenia modelu predykcyjnego. Wczytuje on dane z pliku *csv*, wykorzystując bibliotekę *pandas* i funkcję *read\_csv*. Sortuje dane według kodu stacji, roku, miesiąca i dnia z wykorzystaniem funkcji *sort\_values*, natomiast selekcja jest dostosowywana do potrzeb danego modelu. Wybierane są dane z podanej stacji oraz określone kolumny przechowujące parametry meteorologiczne. Następnie wyekstrahowane dane zostają zapisane do pliku *csv* za pomocą funkcji *to\_csv*. Przykładowy plik powstały w wyniku działania skryptu został przedstawiony na rysunku 4.2.5. Zawiera dane ze stacji pogodowej Warszawa – Bielany z wybranymi pięcioma kolumnami.

import pandas as pd  
from constants import \*  
  
df = pd.read\_csv(**"weather.csv"**, encoding=**'windows-1250'**, squeeze=True)  
df\_sort = df.sort\_values(by=[**'Kod stacji'**, **'Rok'**, **'Miesiac'**, **'Dzien'**])  
df\_city = df\_sort.loc[df\_sort[**'Nazwa stacji'**] == CITY]  
df\_city\_chosen = df\_city.iloc[:, [5, 6, 7, 11, 12]]  
df\_city\_chosen.to\_csv(DESTINATION\_FOLDER + FILENAME, encoding=**'windows-1250'**)

Listing 4.2.3 Kod źródłowy skryptu do sortowania i selekcji danych.



Rys. 4.2.5 Plik z wybranymi danymi ze stacji pogodowej Warszawa – Bielany.

## Przetwarzanie danych na potrzeby modelu LSTM

Dane, które będą wykorzystywane przez model LSTM są zapisane w pliku o formacie *csv*. Aby je pozyskać została wykorzystana funkcja *read\_csv* (listing 4.3.1). Następnie dla wczytanego zbioru danych wywoływana jest funkcja *values*, która zwraca listę wszystkich wartości w zbiorze oraz funkcja *astype()* przyjmująca jako argument ‘float32’, co powoduje konwersję danych do typu *float*.

dataset = read\_csv(DESTINATION\_FOLDER + FILENAME, header=0, index\_col=0)  
values = dataset.values

*# ensure all data is float*values = values.astype(**'float32'**)

Listing 4.3.1 Wczytanie i konwersja danych.

Kolejnym krokiem przetwarzania danych jest ich normalizacja (listing 4.3.2), czyli takie przekształcenie zbioru, aby wszystkie wartości były w zakresie od 0 do 1. W tym celu zastosowano obiekt *MinMaxScaler* z biblioteki *sklearn*. Skaler zostaje zapisany do pliku po to, żeby móc później znormalizować dane aktualne w ten sam sposób.

*# normalize features*scaler = MinMaxScaler(feature\_range=(0, 1))  
scaled = scaler.fit\_transform(values)  
dump(scaler, **'scalers/scaler-'** + CITY + **'.joblib'**)

Listing 4.3.2 Normalizacja danych.

Na potrzeby modelu predykcyjnego zaimplementowano funkcję *series\_to\_supervised* (listing 4.3.3), której zadaniem jest tworzenie szeregu czasowego. Jej parametry wejściowe to zbiór danych, liczba kroków opóźnionych, liczba kroków prognozowanych oraz wartość logiczna wskazująca, czy funkcja ma usuwać wiersze z brakującymi wartościami. Tworzenie szeregu czasowego odbywa się dzięki funkcji *shift()*, która tworzy kopię kolumn przesuniętych w przód lub wstecz o zadany krok czasowy. Funkcja zostaje wywoływana w pętli *for* i zaczyna swoje działanie, przyjmując jako parametr liczbę kroków opóźnionych. Dla przykładu gdy liczba kroków opóźnionych jest równa 2, funkcja *shitf()* tworzy kopię kolumny z wartościami przesuniętymi o 2 w tył (dodając na początku wiersze z wartościami NaN). Ponadto każdej utworzonej kolumnie nadawany jest nagłówek „var” z numerem cechy oraz oznaczeniem kroku czasowego – w tym przypadku „t-2”. Przy następnym obiegu pętli funkcja *shift()* przyjmuje wartość 1, tworząc kopię kolumny z wartościami przesuniętymi o 1 w tył. Dodawanie wartości prognozowanej odbywa się na podobnej zasadzie, z tą różnicą, że licznik w pętli *for* jest inkrementowany, a argument funkcji *shift()* przyjmuje wartość przeciwną do licznika (np. -2), dzięki czemu tworzona jest kopia kolumny z wartościami przesuniętymi w przód (dodając na końcu wiersze z wartościami NaN). Oznaczenie kroków czasowych w przypadku wartości prognozowanych rozpoczyna się od „t”, później „t+1” aż do „t+n”. Po utworzeniu wszystkich kopii kolumn zostają one połączone w jeden zbiór oraz usuwane są wiersze, które zawierają wartości NaN.

*# convert series to supervised learning*def series\_to\_supervised(data, n\_in=1, n\_out=1, dropnan=True):  
 n\_vars = 1 if type(data) is list else data.shape[1]  
 df = DataFrame(data)  
 cols, names = list(), list()  
 *# input sequence (t-n, ... t-1)* for i in range(n\_in, 0, -1):  
 cols.append(df.shift(i))  
 names += [(**'var%d(t-%d)'** % (j + 1, i)) for j in range(n\_vars)]  
 *# forecast sequence (t, t+1, ... t+n)* for i in range(0, n\_out):  
 cols.append(df.shift(-i))  
 if i == 0:  
 names += [(**'var%d(t)'** % (j + 1)) for j in range(n\_vars)]  
 else:  
 names += [(**'var%d(t+%d)'** % (j + 1, i)) for j in range(n\_vars)]  
 *# put it all together* agg = concat(cols, axis=1)  
 agg.columns = names  
 *# drop rows with NaN values* if dropnan:  
 agg.dropna(inplace=True)  
 return agg

Listing 4.3.3 Implementacja funkcji *series\_to\_supervised*.

Na rysunku 4.3.1 przedstawiono przykładowy zbiór danych przed wywołaniem funkcji *series\_to\_supervised* (listing 4.3.4), a na rysunku 4.3.2 zbiór powstały w wyniku działania tej funkcji wywołanej dla znormalizowanego zbioru danych z krokiem opóźnienia 2 oraz krokiem prognozowania 2.

reframed = series\_to\_supervised(scaled, 2, 2)

Listing 4.3.4 Wywołanie funkcji *series\_to\_supervised*.



Rys. 4.3.1 Dane przed przekształceniem przez funkcję *series\_to\_supervised*.



Rys. 4.3.2 Dane po przekształceniu przez funkcję *series\_to\_supervised*.

Funkcja *series\_to\_supervised* tworzy kopię wszystkich dostępnych kolumn z cechami. Dane opóźnione są potrzebne jako dane wejściowe, jednak nie wszystkie parametry mają być prognozowane, dlatego należy usunąć niepotrzebne kolumny, zostawiając jedynie tę, która zawiera prognozowaną wielkość (listing 4.3.5)

reframed.drop(reframed.columns[[25, 26, 28, 29]], axis=1, inplace=True)

Listing 4.3.5 Usunięcie kolumn, które nie będą prognozowane.

Zbiór danych należy podzielić na dane treningowy służące do trenowania modelu oraz dane testowe służące do przetestowania modelu i oceny jego dokładności. Przy tworzeniu wstępnych modeli do zbioru treningowego przydzielano pierwsze 3500 wierszy, a pozostałe dane do zbioru testowego (listing 4.3.6). Jednak później zastosowano losowy podział (listing 4.3.7), dzięki czemu modele osiągały lepsze wyniki.

train = values[:TRAIN\_SIZE, :]  
test = values[TRAIN\_SIZE:, :]

Listing 4.3.6 Podział na zbiór treningowy i testowy.

X = values[:, :N\_OBS]  
y = values[:, -N\_FEATURES]  
train\_X, test\_X, train\_y, test\_y = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.15, random\_state=42)

Listing 4.3.7 Losowy podział na zbiór treningowy i testowy.

Kolejnym krokiem przetwarzania danych był podział na wartości wejściowe (wszystkie kolumny oprócz ostatniej) i wartość prognozowaną (ostatnia kolumna). Kod, który posłużył do tego celu przedstawiono na listingu 4.3.8. Model LSTM wymaga, aby zbiór danych był w wymiarze 3D, dlatego zbiory treningowy i testowy przekształcono do wymiaru 3D – pierwszy wymiar to próbki, drugi kroki czasowe, a trzeci cechy.

*# split into input and outputs*train\_X, train\_y = train[:, :-1], train[:, -1]  
test\_X, test\_y = test[:, :-1], test[:, -1]

Listing 4.3.8 Podział na wartości wejściowe i prognozowane.

*# reshape input to be 3D [samples, timesteps, features]*train\_X = train\_X.reshape((train\_X.shape[0], N\_DAYS, N\_FEATURES))  
test\_X = test\_X.reshape((test\_X.shape[0], N\_DAYS, N\_FEATURES))

Listing 4.3.9 Przekształcenie zbioru do wymiaru 3D.

## Implementacja modelu LSTM

Dla danych przygotowanych według kroków opisanych w poprzednim rozdziale, można przystąpić do tworzenia modelu LSTM, wykorzystując bibliotekę Keras.

Pierwszym krokiem jest zdefiniowanie modelu (listing 4.4.1). Sieć neuronowa w bibliotece Keras to sekwencja warstw. Kontenerem tych warstw jest klasa *Sequential*, dlatego należy powołać jej instację. Następnie można utworzyć połączone ze sobą warstwy. Warstwy ukryte LSTM (do przetwarzania danych) składają się z jednostek pamięci. Warstwa wyjściowa wykorzystywana do predykcji nazywa się *Dense()*. W pracy zdefiniowano ukrytą warstwę LSTM składającą się z 50 komórek pamięci. Jako argument wejściowy *input\_shape* podano liczbę kroków czasowych oraz liczbę cech. Następnie zdefiniowano warstwę wyjściową z jednym neuronem.

*# design network*model = Sequential()  
model.add(LSTM(50, input\_shape=(train\_X.shape[1], train\_X.shape[2])))  
model.add(Dense(1))

Listing 4.4.1 Zdefiniowanie modelu LSTM.

Po zdefiniowaniu modelu należy go skompilować (listing 4.4.2). Ten proces ma na celu przeszktałcenie prostej sekwencji warstw w wysoce wydajną serię macierzy o formacie możliwym do uruchomienia przez procesor lub kartę graficzną. Kompilacja wymaga podania parametrów - *optimizer* określa algorytm optymalizacji, a *loss* funkcję straty.

model.compile(loss=**'mae'**, optimizer=**'adam'**)

Listing 4.4.2 Kompilacja modelu LSTM.

Gdy model LSTM zostanie skompilowany, może zostać wytrenowany (listing 4.4.3) na zbiorze treningowym. W tym celu należy podać macierz danych wejściowych oraz odpowiadającą mu listę danych wyjściowych. Sieć jest trenowana z wykorzystaniem algorytmu wstecznej propagacji, a jej optymalizacja przebiega zgodnie z algorytmem zdefiniowanym podczas kompilacji. Algorytm wstecznej propagacji wymaga wytrenowania na określonej liczbie okresów definiowanych przez parametr *epochs*. Każdy okres jest dzielony na grupy par wzorców wejścia – wyjścia zwanych partiami. Określa to ilość wzorców wystawionych przez sieć przed aktualizacją wag w okresie. Poprawia to także wydajność, zapewniając aby do pamięci nie było załadowane zbyt dużo wzorców. Przy trenowaniu modelu użytego w pracy zdefiniowano rozmiar okresu *batch\_size* równy 72. Ustawienie argumentu *verbose* na wartość równą 2 powoduje redukcję ilości wyświetlanych informacji w konsoli podczas trenowania modelu. Z kolei argument *shuffle* ustawiony na wartość *false* oznacza, że kolejność próbek ma zostać zachowana.

*# fit network*history = model.fit(train\_X, train\_y, epochs=50, batch\_size=72, validation\_data=(test\_X, test\_y), verbose=2, shuffle=False)

Listing 4.4.3 Trenowanie modelu LSTM.

Po wytrenowaniu modelu zostaje on zapisany do pliku (listing 4.4.4), aby móc go później użyć do prognozowania na podstawie aktualnych danych meteorologicznych.

*# save model to single file*model.save(**'models/lstm\_model-'** + CITY + **'.h5'**)

Listing 4.4.4 Zapisanie modelu LSTM do pliku.

Przygotowany model można użyć do predykcji (listing 4.4.5). Wykorzystuje się do tego celu funkcję *predict*, podając jako argument dane, dla których ma być wykonana prognoza.

*# make a prediction*yhat = model.predict(test\_X)

Listing 4.4.5 Wykonanie predykcji z wykorzystaniem utworzonego modelu.

Aby wynik prognozy był czytelny konieczny jest powrót z wartości znormalizowanych do wartości pierwotnych (listing 4.4.6). W tym celu należy wykorzystać wcześniej utworzony skaler. Jednak aby było to możliwe konieczne jest przekształcenie zbioru tak, aby był w takiej samej formie co zbiór danych poddawany wcześniej normalizacji. Najpierw trójwymiarowy zbiór testowy z wartościami wejściowymi należy zmienić w dwuwymiarowy. Następnie łączone są wartości prognozowane przez model z kolumnami reprezentującymi pozostałe parametry meteorologiczne. W ten sposób powstaje zbiór *inv\_yhat* składający się z pięciu kolumn przechowujących pięć parametrów meteorologicznych wykorzystywanych przez model, w którym nie ma szeregu czasowego. Różnica między tym zbiorem, a pierwotnym jest taka, że kolumna z średnią temperaturą dobową została podmieniona na wartość tej temperatury prognozowaną przez model. Dla takiego zbioru możliwe jest wywoływanie funkcji *inverse\_transform,* co powoduje zmianę wartości znormalizowanych w pierwotne. Na koniec wycinana jest kolumna z prognozowaną średnią temperaturą, gdyż tylko ona będzie potrzebna, pozostałe konieczne były jedynie do zastosowania skalera. Transformacji należy również dokonać dla wartości oczekiwanych ze zbioru testowego. Odbywa się to w sposób analogiczny z tą różnicą, że zamiast wartości prognozowanej używane są wartości oczekiwane.

test\_X = test\_X.reshape((test\_X.shape[0], N\_DAYS\*N\_FEATURES))

*# invert scaling for forecast*inv\_yhat = concatenate((yhat, test\_X[:, -(N\_FEATURES-1):]), axis=1)  
inv\_yhat = scaler.inverse\_transform(inv\_yhat)  
inv\_yhat = inv\_yhat[:, 0]  
*# # invert scaling for actual*test\_y = test\_y.reshape((len(test\_y), 1))  
inv\_y = concatenate((test\_y, test\_X[:, -(N\_FEATURES-1):]), axis=1)  
inv\_y = scaler.inverse\_transform(inv\_y)  
inv\_y = inv\_y[:, 0]

Listing 4.4.6 Przekształcenie wartości znormalizowanych w pierwotne.

W celu wizualizacji wyników (listing 4.4.7) napisano pętlę *for*, która powoduje wyświetlenie wartości prognozowanej i oczekiwanej dla pierwszych stu próbek. Z pomocą modułu *pyplot* z biblioteki *matplotlib* stworzono wykresy przedstawiające porównanie wartości prognozowanych i oczekiwanych. Pierwszy wykres obejmuje wszystkie próbki, drugi tylko część próbek dla lepszej czytelności. Obliczono także pierwiastek błędu średniokwadratowego (RMSE), wykorzystując do tego celu moduł *mean\_squeared\_error* z biblioteki *sklearn*, a wynik wyświetlono w konsoli.

for t in range(100):  
 print(**'predicted=%f, expected=%f'** % (inv\_yhat[t], inv\_y[t]))

*# plot forecasts against actual outcomes*pyplot.plot(inv\_y, label=**'wartość oczekiwana'**)  
pyplot.plot(inv\_yhat, color=**'red'**, label=**'wartość prognozowana'**)  
pyplot.legend()  
pyplot.xlabel(**'Numer próbki'**)  
pyplot.ylabel(**'Średnia temperatura dobowa °C'**)  
pyplot.title(**'Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej'**)  
pyplot.show()  
  
inv\_y\_cut = inv\_y[350:]  
inv\_yhat\_cut = inv\_yhat[350:]  
pyplot.plot(inv\_y\_cut, label=**'wartość oczekiwana'**)  
pyplot.plot(inv\_yhat\_cut, color=**'red'**, label=**'wartość prognozowana'**)  
pyplot.legend()  
pyplot.xlabel(**'Numer próbki'**)  
pyplot.ylabel(**'Średnia temperatura dobowa °C'**)  
pyplot.title(**'Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej'**)  
pyplot.show()

*# calculate RMSE*rmse = sqrt(mean\_squared\_error(inv\_y, inv\_yhat))  
print(**'Test RMSE: %.3f'** % rmse)

Listing 4.4.7 Wizualizacja wyników predykcji.

## Proces tworzenia modelu LSTM

Niniejszy rozdział przedstawia proces tworzenia modelu predykcyjnego, który osiągnie wysoką dokładność oraz będzie dostosowany zarówno do historycznych danych meteorologicznych jak i danych aktualnych pobieranych z API.

Pierwszy wstępnie wykonany model miał na celu przede wszystkim zapoznanie się z *Long – Short Term Memory Networks* i naukę poprawnej implementacji tej sieci. Wykorzystano dane ze stacji pogodowej Warszawa – Filtry, wybierając tylko dwie kolumny: średnią dobową temperaturę [°C] oraz sumę dobową opadów [mm]. Predykcji dokonano na podstawie danych z jednego dnia, a wartością prognozowaną była średnia dobowa temperatura na następny dzień. Przy powyższych danych wartość RMSE była równa 2.319, co przy tak małej liczbie danych wejściowych jest stosunkowo dobrym wynikiem. Na rysunkach 4.5.1, 4.5.2 przedstawiono wykresy wartości prognozowanych w stosunku do oczekiwanych. Widać na nich, że wartości te pokrywają się tylko częściowo. Na rysunku 4.5.3 zilustrowano fragment wydruku konsoli wyświetlający porównanie wartości prognozowanych i oczekiwanych. Między pierwszymi wyświetlonymi wynikami jest duża różnica - aż 5 °C, dla kolejnych wierszy różnice są mniejsze.



Rys. 4.5.1 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej – Warszawa – Filtry.



Rys. 4.5.2 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla wybranych próbek – Warszawa – Filtry.



Rys. 4.5.3 Wydruk z konsoli – porównanie wartości prognozowanych i oczekiwanych.



Rys. 4.5.4 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej – Warszawa – Filtry (wszystkie parametry).



Rys. 4.5.5 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla wybranych próbek – Warszawa – Filtry (wszystkie parametry).

W modelu drugim również zastosowano dane ze stacji klimatologicznej Warszawa – Filtry z jednego dnia z tą różnicą, że zebrano wszystkie dostępne parametry meteorologiczne: maksymalna temperatura dobowa [°C], minimalna temperatura dobowa [°C], średnia temperatura dobowa [°C], temperatura minimalna przy gruncie [°C], suma dobowa opadow [mm], wysokość pokrywy śnieżnej [cm], średnia dobowa wilgotność względna [%], średnia dobowa predkość wiatru [m/s], średnie dobowe zachmurzenie ogólne [oktanty]. Po zmierzeniu dokładności modelu za pomocą pierwiastka błędu średniokwadratowego okazało się, że działa on gorzej od poprzedniego. Wartość RMSE wyniosła 2.553. Z wykresów wartości prognozowanych i oczekiwanych (rys. 4.5.4, 4.5.5) również można odczytać, że pokrycie jest trochę gorsze niż w przypadku pierwszego modelu.

Model trzeci wykonano dla danych z innej stacji pogodowej niż wcześniej. Wybrano dane z Sieradza ze wszystkimi dostępnymi parametrami (tak jak w poprzednim modelu) z jednego dnia. Model ten osiągnął bardzo podobną dokładność (RMSE: 2.494) do tego, który pracował z takimi samymi danymi wejściowymi, ale dla stacji Warszawa – Filtry. Na rysunkach przedstawiono wykresy prognozowanej średniej temperatury dobowej w porównaniu do wartości oczekiwanych dla tego modelu.



Rys. 4.5.6 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej – Sieradz.



Rys. 4.5.7 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla wybranych próbek – Sieradz.

W modelu czwartym wprowadzono szereg czasowy – jedna próbka danych obejmuje trzy dni. Wykorzystano ten sam zbiór co w modelu drugim, czyli dane ze stacji Warszawa – Filtry ze wszystkimi dostępnymi parametrami. Dokładność tego modelu znacząco wzrosła w stosunku do poprzednich, co pokazuje jak ważne jest rozpatrywanie szeregów czasowych w zagadnieniach z zakresu meteorologii. Pierwiastek błędu średniokwadratowego wyniósł 0.481, czyli wynik jest o ok. 2 jednostki lepszy niż w przypadku modeli, które uwzględniają dane tylko z jednego dnia. Na wykresach zilustrowanych na rysunkach 4.5.8 i 4.5.9 także widać, że wartości prognozowane dużo lepiej pokrywają się z wartościami oczekiwanymi.



Rys. 4.5.8 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla zbioru z szeregiem czasowym – Warszawa – Filtry.



Rys. 4.5.9 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla zbioru z szeregiem czasowym – Warszawa – Filtry (wybrane próbki).

Piąty model predykcyjny został zaprojektowany tak, aby był dostosowany do danych aktualnych pobieranych z API. Szereg czasowy rozszerzono do pięciu dni, ponieważ z tylu maksymalnie dni do tyłu możliwe jest pobranie danych aktualnych. Ponadto zredukowano ilość parametrów meteorologicznych, ponieważ dane aktualne nie zawierają takich samych informacji co dane historyczne. Po wyciągnięciu części wspólnej z obu zbiorów otrzymano następujące parametry, na których bazuje model: maksymalna temperatura dobowa [°C], minimalna temperatura dobowa [°C], średnia temperatura dobowa [°C], średnia dobowa wilgotność względna [%], średnia dobowa prędkość wiatru [m/s]. Zmieniono także stację pogodową, ponieważ zauważono, że dla Warszawy – Filtry w kolumnie „Średnia dobowa wilgotność względna [%]” wszędzie są wartości równe zero. Wybrano rejon Warszawa – Bielany, ponieważ parametry wymagane do pracy modelu są dla tej stacji kompletne. Dokładność modelu mierzona za pomocą pierwiastka błędu średniokwadratowego wyniosła 0.3, czyli o ok. 0.2 lepszy wynik niż w przypadku poprzedniego modelu. Wynika to zapewne z rozszerzenia szeregu czasowego z trzech do pięciu dni. Na rysunkach 4.5.10, 4.5.11 przedstawiono wykresy, na których można zaobserwować dużą dokładność modelu.



Rys. 4.5.10 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla modelu dostosowanego do danych zwracanych przez API – Warszawa – Bielany.



Rys. 4.5.11 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla modelu dostosowanego do danych zwracanych przez API – Warszawa – Bielany (wybrane próbki).

We wszystkich powyższych modelach stosowano taki podział danych na zbiór treningowy i testowy, w którym pierwsze wiersze należą do zbioru treningowego, a ostatnie wiersze do testowego. Dane były sortowane chronologicznie, jednak zauważono, że na wszystkich wykresach pojawiają się nagłe spadki temperatur. Po zweryfikowaniu pierwotnych danych, nie odkryto tam takiego zjawiska, co oznacza, że próbki musiały zostać przemieszane w trakcie tworzenia modelu. Nie udało się ustalić, na jakim etapie to się dzieje, natomiast postanowiono wprowadzić losowy podział próbek już na początku przy tworzeniu zbiorów treningowych i testowych. Stwierdzono, że może się to okazać lepszym podejściem, ponieważ przy wcześniejszym podziale wszystkie najnowsze dane znajdowały się w zbiorze testowym, a z racji tego, że klimat się zmienia warto, aby w zbiorze treningowym znalazły się też dane najbardziej aktualne. Powyższa teza okazała się trafna, ponieważ model osiągnął lepszy wynik po wprowadzeniu takiego podziału. Wartość RMSE osiągnęła 0.203. Na wykresach (rys. 4.5.12, 4.5.13) również widać, że model jest bardzo dokładny. Wykresy te różnią się od poprzednich, ponieważ w tym przypadku próbki są całkowicie wymieszane, a więc pojawiają się obok siebie wartości bardzo rozbieżne.



Rys. 4.5.12 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla modelu z wprowadzonym losowym podziałem na zbiory treningowy i testowy.



Rys. 4.5.13 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla modelu z wprowadzonym losowym podziałem na zbiory treningowy i testowy (wybrane próbki).

Powyższy model osiągnął bardzo dobrą dokładność. Co więcej, jest dopasowany zarówno do danych historycznych, jak i danych aktualnych. Dodatkowo, wprowadzenie losowego podziału na zbiór treningowy i testowy jeszcze bardziej ulepszyło jego działanie. Wyniki osiągane przez model są bardzo satysfakcjonujące, dlatego zdecydowano, że będzie to model ostateczny.

Na identycznej zasadzie jak dla danych ze stacji klimatologicznej Warszawa – Bielany stworzono modele dla danych z Krakowa oraz Borucino (okolice Gdańska) tak, aby uzyskać modele dla północy, centrum i południa Polski.

Powyższe modele pozwalają prognozować średnią dobową temperaturę na dzisiaj. Wynika to z tego, że pracują z danymi uśrednionymi dobowo, a więc można je uruchomić dopiero po zebraniu danych z całego poprzedniego dnia. Postawiono zaprojektować dodatkowe modele prognozujące temperaturę na jutro. Aby to osiągnąć, wystarczyło wprowadzić w implementacji poprzedniego modelu tylko jedną zmianę. Zamiast tworzyć kopię kolumny z wartościami średniej temperatury dobowej przesuniętą o 1 dzień do przodu, należało utworzyć kopię kolumny przesuniętą o 2 dni.

W tabeli (rys. 4.5.14) przedstawiono wartości pierwiastka błędu średniokwadratowego dla wszystkich sześciu modeli. Najlepszy wynik osiągnął model prognozujący temperaturę na jutro dla stacji Borucino – 0.164, najgorszy na jutro dla Warszawy – Bielany – 0.399. Wszystkie otrzymane wyniki są zadowalające i oscylują wokół wartości 0.2 – 0.3.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Stacja\Dzień** | **Dzisiaj** | **Jutro** |
| Warszawa - Bielany | RMSE: 0.203 | RMSE: 0.399 |
| Kraków | RMSE: 0.187 | RMSE: 0.224 |
| Borucino | RMSE: 0.241 | RMSE: 0.164 |

Rys. 4.5.14 Tabela z wartościami RMSE dla wykonanych modeli.

Na rysunkach 4.5.15-20 zaprezentowano wykresy dla wszystkich zaprojektowanych modeli. Analizując je można zauważyć, że rzeczywiście najgorzej sprawdził się model prognozy na jutro dla Warszawy – Bielany, widać lekkie rozbieżności wartości między prognozowanymi a oczekiwanymi w kilku miejscach wykresu. W przypadku pozostałych wykresów wartości prognozowane niemalże całkowicie pokrywają się z wartościami oczekiwanymi.



Rys. 4.5.15 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na dzisiaj – Warszawa – Bielany.



Rys. 4.5.16 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na jutro – Warszawa – Bielany.



Rys. 4.5.17 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na dzisiaj – Kraków.



Rys. 4.5.18 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na jutro – Kraków.



Rys. 4.5.19 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na dzisiaj – Gdańsk.



Rys. 4.5.20 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na jutro – Gdańsk.

## Zastosowanie modeli predykcyjnych dla aktualnych danych

Aktualne dane meteorologiczne są pobierane z wykorzystaniem Open Weather Map API. Interfejs ten jest płatny, jeśli chce się z niego korzystać bez ograniczeń, natomiast zachowując limity zapytań możliwe jest korzystanie z niego całkowicie za darmo. Wystarczy założyć konto na stronie internetowej: <https://rapidapi.com/marketplace> oraz wygenerować klucz dostępu do wybranego API. Na potrzeby pracy dostępna darmowa pula zapytań jest wystarczająca, dlatego nie było konieczne uiszczenie opłat.

Open Weather Map API pozwala uzyskać dane meteorologiczne z całego świata z maksymalnie pięciu poprzednich dni. Są one zwracane w formacie JSON. Parametry meteorologiczne udostępniane przez API to temperatura, temperatura odczuwalna, wilgotność względna, ciśnienie, kierunek i prędkość wiatru. W odróżnieniu od historycznych danych wykorzystywanych w pracy, które są uśrednione dobowa, dane pobierane z API są godzinne.

Na listingu przedstawiono kod źródłowy funkcji, którą zaimplementowano w celu pobierania danych z API oraz przekształcania ich do takiej formy, aby można było wykonać dla nich predykcję. Funkcja przyjmuje dwa parametry wejściowe *lat* i *lon*, określające współrzędne geograficzne miejsca, dla którego będą pobierane warunki pogodowe. Na początku działania funkcji definiowana jest pusta lista, która będzie przechowywać dane meteorologiczne. Następnie tworzone jest połączenie do Open Weather Map API za pomocą modułu http.client. Zadeklarowany zostaje nagłówek przechowujący klucz do API oraz informacje o hoście. Kolejno została stworzona pętla *for*, w której są pobierane dane pogodowe z kolejnych dni. Pętla zaczyna swoje działanie z iteratorem przyjmującym wartość 5. W kolejnych iteracjach wartość licznika jest zmniejszana o 1 aż osiągnie wartość 0 po to, żeby pobrać dane z pięciu dni. Na początku działania pętli pobierana jest data – od czasu systemowego odejmowana jest ilość dni wskazywanych przez licznik np. przy pierwszym obiegu pętli uzyskiwana jest data sprzed pięciu dni, w kolejnym sprzed czterech. Następnie tworzone jest żądanie do API typu GET, w którym należy podać współrzędne geograficzne miejsca, datę oraz wcześniej zdefiniowany nagłówek. Odpowiedź z API pobierana jest za pomocą funkcji *getresponse()*, a wczytywana do zmiennej data funkcją *read()*. Dane zostają dekodowane i zapisywane do zmiennej typu słownik. Ponieważ dane są godzinne niezbędne jest obliczenie wartości dobowych, a konkretniej minimalnej, maksymalnej i średniej temperatury dobowej, średniej wilgotności i średniej prędkości wiatru. W tym celu stworzono drugą pętlę *for*, której iterator przyjmuje wartości z zakresu od 0 do 24. Zadaniem pętli jest zsumowanie wartości temperatury, wilgotności i prędkości wiatru z całego dnia. Ponadto w każdym obiegu pętli za pomocą instrukcji warunkowej *if* porównywane są wartości minimalnej i maksymalnej temperatury. Gdy pętla *for* kończy swoje działanie obliczana jest średnia temepratura dobowa, średnia wilgotność oraz średnia prędkość wiatru. Wartości średniej, minimalnej i maksymalnej temperatury dobowej są zamieniane na stopnie Celsjusza, ponieważ API zwraca wartości w skali Kelwina. Obliczone wartości zostają wstawione do wcześniej zdefiniowanej listy. Po wykonaniu procesu dla pięciu dni do tyłu lista zostaje wypełniona wszystkimi dwudziestoma pięcioma wartościami potrzebnymi do pracy modelu predykcyjnego. Taka lista jest zwracana przez funkcję.

import http.client  
import ast  
from datetime import datetime, timedelta, timezone

def get\_actual\_weather\_data(lat, lon):  
 list = []  
 conn = http.client.HTTPSConnection(**"community-open-weather-map.p.rapidapi.com"**)  
  
 headers = {  
 **'x-rapidapi-key'**: **"f7cbc33b86msh15d74892fcf8b61p14f6c8jsn5ac8c369d4d2"**,  
 **'x-rapidapi-host'**: **"community-open-weather-map.p.rapidapi.com"** }  
 for j in range(5, 0, -1):  
 day\_before = datetime.now() - timedelta(j)  
 timestamp = int(day\_before.replace(tzinfo=timezone.utc).timestamp())  
  
 conn.request(**"GET"**, **"/onecall/timemachine?lat="** + str(lat) + **"&lon="** + str(lon) + **"&dt="** + str(timestamp),  
 headers=headers)  
  
 res = conn.getresponse()  
 data = res.read()  
 dict = data.decode(**"utf-8"**)  
 dict = ast.literal\_eval(dict)  
 min\_temp = 330  
 max\_temp = 0  
 sum = 0  
 humidity\_sum = 0  
 wind\_speed\_sum = 0  
 for i in range(0, 24):  
 sum += dict[**"hourly"**][i][**"temp"**]  
 humidity\_sum += dict[**"hourly"**][i][**"humidity"**]  
 wind\_speed\_sum += dict[**"hourly"**][i][**"wind\_speed"**]  
 if (dict[**"hourly"**][i][**"temp"**] < min\_temp):  
 min\_temp = dict[**"hourly"**][i][**"temp"**]  
 if (dict[**"hourly"**][i][**"temp"**] > max\_temp):  
 max\_temp = dict[**"hourly"**][i][**"temp"**]  
  
 avg = sum / 24  
 min\_temp = min\_temp - 273.15  
 max\_temp = max\_temp - 273.15  
 avg = avg - 273.15  
 avg\_humidity = humidity\_sum / 24  
 avg\_wind\_speed = wind\_speed\_sum / 24  
 list += [max\_temp, min\_temp, avg, avg\_humidity, avg\_wind\_speed]  
 return list

Aby dokonać predykcji dla aktualnych warunków meteorologicznych zaimplementowano skrypt przedstawiony na listingu. Wartości prognozowane zostaną naniesione na zdjęcia mapki Polski, dlatego skrypt rozpoczyna swoje działanie od otwarcia obrazków wykorzystując do tego celu funkcję open z modułu Image. Definiowana jest czcionka za pomocą, której będą wypisywane prognozowane wartości. Aby edycja obrazków była możliwa, konieczne jest wprowadzenie ich w tryb edycji za pomocą modułu ImageDraw i funkcji Draw. Następnie definiowane są listy zawierające stałe, które będą potrzebne później – lista z nazwami miast, współrzędnymi geograficznymi oraz lista przechowująca położenie pikseli na obrazkach, które wskazują miejsce początku położenia napisu. Kolejny etap działania skryptu to pętla *for*, która jest wykonywana w trzech iteracjach. W każdej z nich działa dla innego miasta. Na początku wywoływana jest funkcja get\_actual\_weather\_data opisana wyżej (listing). Jako parametry podawane są współrzędne geograficzne miasta. Funkcja zwraca próbkę danych w postaci listy. Aby mogła zostać użyta przez model, należy ją odpowiedno przekształcić. Najpierw konwertowana jest do typu *DataFrame*, a następnie przeprowadzana jest transpozycja (zamiana wierszy na kolumny, a kolumn na wiersze). Następnie za pomocą funkcji values z danych w formacie DataFrame pobierane są wartości w reprezentacji Numpy i konwertowane do typu float. Kolejny krok to wczytanie z pliku skalera, który za pomocą funkcji transform normalizuje dane w taki sam sposób, w jaki były normalizowane dane historyczne wykorzystane do trenowania modelu predykcyjnego. Proces ten odbywa się w pięciu iteracjach, ponieważ skaler został stworzony dla danych niezamienionych na szereg czasowy, czyli dla danych z jednogo dnia zawierającego pięć kolumn z poszczególnymi parametrami wejściowymi. Skaler można stosować tylko na zbiorze, który będzie posiadał odpowiadające kolumny, więc próbka składająca się z danych z pięciu dnich musiała zostać podzielona na dane z pojedynczych dni, znormalizowana, a następnie ponownie połączona. Kolejno próbka z danymi jest przekształcana do wymiaru 3D. Tak przygotowana próbka jest gotowa do wykorzystania przez model, który zostaje załadowany z pliku, a następnie dokonuje prognozy z wykorzystaniem funkcji predict. Następnie dane są przekształcana z powrotem do postaci pierwotnej – dwuwymiarowej, nieznormalizowanej. Wynik predykcji jest zaokrąglany za pomocą funkcji round do liczby całkowitej, a wartość jest nanoszona na mapę Polski. Kolejno zostaje załadowany model prognozujący temperaturę na dzień następny. Predykcja odbywa się na takiej samej zasadzie, a otrzymana wartość jest nanosza na drugi obrazek Polski. Po wykonaniu wszystkich iteracji pętli for (dla każdego z miast) efektem końcowym są dwie mapki Polski – jedna z nich przedstawia prognozowaną średnią temperaturę dobową na dziś dla Gdańska, Warszawy i Krakowa, a druga z nich temperaturę na jutro dla tych miast. Gotowe obrazy zostają zapisane do folderu, aby możliwe było wczytanie ich przez aplikację webową.

import OWMApi  
from keras.models import load\_model  
from joblib import load  
from pandas import DataFrame  
import numpy as np  
from numpy import concatenate  
from PIL import Image, ImageFont, ImageDraw  
from constants import \*  
  
my\_image = Image.open(**"E:/Kinga/Studies-mgr/Semestr 3/Praca dyplomowa/System/"  
 "weather-forecast-predicting-system/image/map3.png"**)  
title\_font = ImageFont.truetype(**'image/OrelegaOne-Regular.ttf'**, 50)  
image\_editable = ImageDraw.Draw(my\_image)  
  
my\_image2 = Image.open(**"E:/Kinga/Studies-mgr/Semestr 3/Praca dyplomowa/System/"  
 "weather-forecast-predicting-system/image/map3a.png"**)  
image\_editable2 = ImageDraw.Draw(my\_image2)

city = [**'warsaw'**, **'KRAKÓW-OBSERWATORIUM'**, **'BORUCINO'**]  
d = {**'lat'**: [52.29958465640118, 50.0649722906938, 54.36538821401951],  
 **'lon'**: [20.927704121901673, 19.988522784913144, 18.592691014184325],  
 **'x'**: [348, 319, 170], **'y'**: [240, 420, 6]}  
df2 = DataFrame(data=d)  
  
for j in range(0, 3):  
actual\_data = []  
 actual\_data = OWMApi.get\_actual\_weather\_data(df2[**'lat'**][j], df2[**'lon'**][j])  
 df = DataFrame(actual\_data).transpose()  
 values = df.values  
 values = values.astype(**'float32'**)  
 scaler = load(**'scalers/scaler-'** + city[j] + **'.joblib'**)  
 values\_all = values[:, 0:5]  
 values\_all = scaler.transform(values\_all)  
 for i in range(5, 21, 5):  
 values\_cut = values[:, i:(i+5)]  
 values\_cut = scaler.transform(values\_cut)  
 values\_all = np.concatenate([values\_all, values\_cut], axis=1)  
  
 values\_all = values\_all.reshape((values\_all.shape[0], N\_DAYS, N\_FEATURES))  
 *# load model from single file* model = load\_model(**'models/lstm\_model-'** + city[j] + **'.h5'**)  
 *# make predictions* yhat = model.predict(values\_all)  
 values\_all\_reshape = values\_all.reshape((values\_all.shape[0], N\_DAYS\*N\_FEATURES))  
 *# invert scaling for forecast* inv\_yhat = concatenate((yhat, values\_all\_reshape[:, -(N\_FEATURES-1):]), axis=1)  
 inv\_yhat = scaler.inverse\_transform(inv\_yhat)  
 inv\_yhat = inv\_yhat[:, 0]  
 result = int(round(inv\_yhat[0]))  
 print(result)  
 image\_editable.text((df2[**'x'**][j], df2[**'y'**][j]), **"%d °C"** % result, (0, 0, 0), font=title\_font)  
 *# load model from single file* model2 = load\_model(**'models/tomorrow\_model-'** + city[j] + **'.h5'**)  
 *# make predictions* yhat2 = model2.predict(values\_all)  
 values\_all = values\_all.reshape((values\_all.shape[0], N\_DAYS\*N\_FEATURES))  
 *# invert scaling for forecast* inv\_yhat2 = concatenate((yhat2, values\_all[:, -(N\_FEATURES-1):]), axis=1)  
 inv\_yhat2 = scaler.inverse\_transform(inv\_yhat2)  
 inv\_yhat2 = inv\_yhat2[:, 0]  
 result2 = int(round(inv\_yhat2[0]))  
 print(result2)  
 image\_editable2.text((df2[**'x'**][j], df2[**'y'**][j]), **"%d °C"** % result2, (0, 0, 0), font=title\_font)  
  
my\_image.save(**"E:/Kinga/Studies-mgr/Semestr 3/Praca dyplomowa/System/web-app/src/main/resources/static/result.png"**)  
my\_image2.save(**"E:/Kinga/Studies-mgr/Semestr 3/Praca dyplomowa/System/web-app/src/main/resources/static/result2.png"**)

## Implementacja aplikacji webowej

<!DOCTYPE html>  
<html xmlns="http://www.w3.org/1999/xhtml"  
 xmlns:th="http://www.thymeleaf.org"  
 xmlns:sec="http://www.thymeleaf.org/thymeleaf-extras-springsecurity3"  
 xmlns:layout="http://www.ultraq.net.nz/thymeleaf/layout">  
<html>  
<head>  
 <link  
 href="https://cdn.jsdelivr.net/npm/bootstrap@5.0.0-beta1/dist/css/bootstrap.min.css"  
 rel="stylesheet"  
 integrity="sha384-giJF6kkoqNQ00vy+HMDP7azOuL0xtbfIcaT9wjKHr8RbDVddVHyTfAAsrekwKmP1"  
 crossorigin="anonymous">  
 <meta charset="utf-8">  
 <title>Pogoda</title>  
 <div th:replace="fragments/header.html :: header-css"/>  
</head>  
<body>  
<div th:replace="fragments/header.html :: header"/>  
<table class="table">  
 <tr>  
 <th><center><h2>Dzisiaj</h2></center></th>  
 <th><center><h2>Jutro</h2></center></th>  
 </tr>  
 <tr>  
 <td><center><img th:src="@{/result.png}" align="center"/></center></td>  
 <td><center><img th:src="@{/result2.png}" align="center"/></center></td>  
 </tr>  
</table>  
</body>  
</html>

index.html

<html xmlns:th="http://www.thymeleaf.org">  
<head>  
 <div th:fragment="header-css">  
 *<!-- this is header-css -->  
 <!-- <link href="webjars/bootstrap/4.1.3/css/bootstrap.min.css" rel="stylesheet"> -->* <link rel="stylesheet" href="https://stackpath.bootstrapcdn.com/bootstrap/4.1.3/css/bootstrap.min.css"  
 integrity="sha384-MCw98/SFnGE8fJT3GXwEOngsV7Zt27NXFoaoApmYm81iuXoPkFOJwJ8ERdknLPMO"  
 crossorigin="anonymous">  
 </div>  
</head>  
<body>  
<div th:fragment="header">  
 *<!-- this is header -->* <nav class="navbar navbar-expand-md navbar-dark bg-info mb-4">  
 <a href="/" class="navbar-brand"> Twoja pogoda </a>  
 <button class="navbar-toggler" type="button" data-toggle="collapse" data-target="#navbarCollapse"  
 aria-controls="navbarCollapse" aria-expanded="false" aria-label="Toggle navigation">  
 <span class="navbar-toggler-icon"></span>  
 </button>  
 <div class="collapse navbar-collapse" id="navbarCollapse">  
 <ul class="navbar-nav mr-auto">  
  
 <li class="nav-item">  
  
 </li>  
 </ul>  
  
 </div>  
 </nav>  
</div>  
</body>  
</html>

Header.html

package com.weather;  
  
import org.springframework.boot.SpringApplication;  
import org.springframework.boot.autoconfigure.SpringBootApplication;  
  
@SpringBootApplication  
public class WeatherApplication {  
  
 public static void main(String[] args) {  
 SpringApplication.*run*(WeatherApplication.class, args);  
 }  
  
}

WeatherApplication.java

server.port=8080  
spring.view.prefix: /  
spring.view.suffix: .html

application.properties

# Podsumowanie

# Streszczenie

# Summary

# Literatura

[1] Tan, Steinbach, Kumar, Introduction to Data Mining, Pearson, 2014

[2] Jason Brownlee, Introduction to Time Series Forecasting with Python, Machine Learning Mastery, 2020

[3] Jason Brownlee, Long Short–Term Memory Networks With Python, Machine Learning Mastery, 2017

[4] Jason Brownlee, Deep Learning for Time Series Forecasting, Machine Learning Mastery, 2018

[5] Subana Shanmuganathan, Sandhya Samarasinghe, Artificial Neural Network Modelling, Springer, 2016

[6] <https://www.edureka.co/blog/interview-questions/python-interview-questions/> 21 stycznia 2021

[7] <https://www.python.org/doc/essays/blurb/> ostatni dostęp 6 maja 2021

[8] <https://www.badania-statystyczne.pl/data-mining> ostatni dostęp 12 maja 2021

[9]<https://machinelearningmastery.com/how-to-develop-lstm-models-for-time-series-forecasting/> 28 sierpnia 2020, ostatni dostęp 02.06.2021

[10][https://www.investopedia.com/terms/a/artificial-neural-networks-ann.asp 28 sierpnia 2020](https://www.investopedia.com/terms/a/artificial-neural-networks-ann.asp%2028%20sierpnia%202020), ostatni dostęp 12 czerwca 2021

[11] [https://towardsdatascience.com/mcculloch-pitts-model-5fdf65ac5dd1 24 lipca 2018](https://towardsdatascience.com/mcculloch-pitts-model-5fdf65ac5dd1%2024%20lipca%202018), ostatni dostęp 14 czerwca 2021

[12] [https://towardsdatascience.com/perceptron-the-artificial-neuron-4d8c70d5cc8d 12 sierpnia 2018](https://towardsdatascience.com/perceptron-the-artificial-neuron-4d8c70d5cc8d%2012%20sierpnia%202018), ostatni dostęp 14 czerwca 2021

[13][https://medium.com/analytics-steps/understanding-the-perceptron-model-in-a-neural-network-2b3737ed70a2 27 stycznia 2020](https://medium.com/analytics-steps/understanding-the-perceptron-model-in-a-neural-network-2b3737ed70a2%2027%20stycznia%202020), ostatni dostęp 14 czerwca 2021

[14][https://www.researchgate.net/figure/Multilayer-perceptron-neural-network-model\_fig1\_314176848 marzec 2017](https://www.researchgate.net/figure/Multilayer-perceptron-neural-network-model_fig1_314176848%20marzec%202017), ostatni dostęp 14 czerwca 2021

[15] <https://en.wikipedia.org/wiki/Keras> ostatni dostęp 15 czerwca 2021

[16] <https://pandas.pydata.org/about/> ostatni dostęp 15 czerwca 2021

[17] [https://hackr.io/blog/what-is-pycharm 6 sierpnia 2020](https://hackr.io/blog/what-is-pycharm%206%20sierpnia%202020), ostatni dostęp 16 czerwca 2021

[18] [https://www.hostinger.com/tutorials/what-is-html 15 stycznia 2021](https://www.hostinger.com/tutorials/what-is-html%2015%20stycznia%202021), ostatni dostęp 16 czerwca 2021

[19]<https://www.iberdrola.com/innovation/data-mining-definition-examples-and-applications> ostatni dostęp 17 czerwca 2021

[20] <https://numpy.org/doc/stable/user/whatisnumpy.html> ostatni dostęp 19 czerwca 2021

[21] <https://scikit-learn.org/stable/getting_started.html> ostatni dostęp 19 czerwca 2021

## Spis rysunków.

[Rys. 3.1.1 Proces odkrywania wiedzy z baz danych (KDD) [1]. 7](#_Toc75097238)

[Rys. 3.2.1 Zbiór danych posortowanych względem czasu. 9](#_Toc75097239)

[Rys. 3.2.2 Zbiór danych po restrukturyzacji. 9](#_Toc75097240)

[Rys. 3.2.3 Wielowymiarowy szereg czasowy. 10](#_Toc75097241)

[Rys. 3.2.4 Wieloetapowy szereg czasowy. 10](#_Toc75097242)

[Rys. 4.2.1 Arkusz kalkulacyjny z surowymi danymi. 19](#_Toc75097243)

[Rys. 4.2.2 Arkusz kalkulacyjny zawierający zscalone dane – pierwszy rodzaj plików. 20](#_Toc75097244)

[Rys. 4.2.3 Arkusz kalkulacyjny zawierający zscalone dane – drugi rodzaj plików. 21](#_Toc75097245)

[Rys. 4.2.4 Plik zawierający wszystkie zscalone dane. 21](#_Toc75097246)

[Rys. 4.2.5 Plik z wybranymi danymi ze stacji pogodowej Warszawa – Bielany. 22](#_Toc75097247)

[Rys. 4.3.1 Dane przed przekształceniem przez funkcję *series\_to\_supervised*. 24](#_Toc75097248)

[Rys. 4.3.2 Dane po przekształceniu przez funkcję *series\_to\_supervised*. 24](#_Toc75097249)

[Rys. 4.5.1 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej – Warszawa – Filtry. 29](#_Toc75097250)

[Rys. 4.5.2 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla wybranych próbek – Warszawa – Filtry. 30](#_Toc75097251)

[Rys. 4.5.3 Wydruk z konsoli – porównanie wartości prognozowanych i oczekiwanych. 30](#_Toc75097252)

[Rys. 4.5.4 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej – Warszawa – Filtry (wszystkie parametry). 31](#_Toc75097253)

[Rys. 4.5.5 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla wybranych próbek – Warszawa – Filtry (wszystkie parametry). 31](#_Toc75097254)

[Rys. 4.5.6 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej – Sieradz. 32](#_Toc75097255)

[Rys. 4.5.7 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla wybranych próbek – Sieradz. 33](#_Toc75097256)

[Rys. 4.5.8 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla zbioru z szeregiem czasowym – Warszawa – Filtry. 34](#_Toc75097257)

[Rys. 4.5.9 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla zbioru z szeregiem czasowym – Warszawa – Filtry (wybrane próbki). 34](#_Toc75097258)

[Rys. 4.5.10 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla modelu dostosowanego do danych zwracanych przez API – Warszawa – Bielany. 35](#_Toc75097259)

[Rys. 4.5.11 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla modelu dostosowanego do danych zwracanych przez API – Warszawa – Bielany (wybrane próbki). 36](#_Toc75097260)

[Rys. 4.5.12 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla modelu z wprowadzonym losowym podziałem na zbiory treningowy i testowy. 37](#_Toc75097261)

[Rys. 4.5.13 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej dla modelu z wprowadzonym losowym podziałem na zbiory treningowy i testowy (wybrane próbki). 37](#_Toc75097262)

[Rys. 4.5.14 Tabela z wartościami RMSE dla wykonanych modeli. 38](#_Toc75097263)

[Rys. 4.5.15 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na dzisiaj – Warszawa – Bielany. 39](#_Toc75097264)

[Rys. 4.5.16 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na jutro – Warszawa – Bielany. 39](#_Toc75097265)

[Rys. 4.5.17 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na dzisiaj – Kraków. 40](#_Toc75097266)

[Rys. 4.5.18 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na jutro – Kraków. 40](#_Toc75097267)

[Rys. 4.5.19 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na dzisiaj – Gdańsk. 41](#_Toc75097268)

[Rys. 4.5.20 Wykres wartości prognozowanej średniej temperatury dobowej na jutro – Gdańsk. 41](#_Toc75097269)

## Spis kodów.

Listing 4.2.1 Kod źródłowy skryptu do scalania danych.

Listing 4.2.2 Polecenie *select into*.

Listing 4.2.3 Kod źródłowy skryptu do sortowania i selekcji danych.

Listing 4.3.1 Wczytanie i konwersja danych.

Listing 4.3.2 Normalizacja danych.

Listing 4.3.3 Implementacja funkcji *series\_to\_supervised*.

Listing 4.3.4 Wywołanie funkcji *series\_to\_supervised*.

Listing 4.3.5 Usunięcie kolumn, które nie będą prognozowane.

Listing 4.3.6 Podział na zbiór treningowy i testowy.

Listing 4.3.7 Losowy podział na zbiór treningowy i testowy.

Listing 4.3.8 Podział na wartości wejściowe i prognozowane.

Listing 4.3.9 Przekształcenie zbioru do wymiaru 3D.

Listing 4.4.1 Zdefiniowanie modelu LSTM.

Listing 4.4.2 Kompilacja modelu LSTM.

Listing 4.4.3 Trenowanie modelu LSTM.

Listing 4.4.4 Zapisanie modelu LSTM do pliku.

Listing 4.4.5 Wykonanie predykcji z wykorzystaniem utworzonego modelu.

Listing 4.4.6 Przekształcenie wartości znormalizowanych w pierwotne.

Listing 4.4.7 Wizualizacja wyników predykcji.