

# AKADEMIA GÓRNICZO-HUTNICZA IM. STANISŁAWA STASZICA W KRAKOWIE Wydział Elektroniki, Automatyki, Informatyki i Inżynierii Biomedycznej

# Praca dyplomowa

Generacja tekstu w języku naturalnym na przykładzie TweetBota Natural language text generation on the example of a TweetBot

Autor: Bartłomiej Tomasz Gawęda Kierunek studiów: Automatyka i Robotyka

Opiekun pracy: dr hab. inż. Jerzy Baranowski prof. AGH

# Spis treści

1	Wst	ęp	4
	1.1	Wprowadzenie	4
	1.2	Cel pracy	4
2	Wpr	owadzenie do przetwarzania języka naturalnego	5
	2.1	Zarys historyczny	5
	2.2	Przyjęte podejście	5
3	Prze	gląd sposobów sumaryzacji	7
	3.1	Abstrakcyjna sumaryzacja oparta o model seq2seq w języku angielskim	7
	3.2	Abstrakcyjna sumaryzacja tekstu w języku niemieckim	8
	3.3	Ekstrakcyjna metoda sumaryzacji oparta na klastrach	9
4	Imp	lementacja	10
	4.1	Wykorzystane narzędzia	10
	4.2	Pozyskanie bazy danych	10
	4.3	Tworzenie modelu	12
	4.3.	1 Wstępne przetwarzanie tekstu	12
	4.3.2	2 Enkoder	14
	4.3.3	3 Dekoder	14
	4.3.4	4 Trening	15
	4.4	Tworzenie pozostałej części aplikacji	16
	4.5	Dokumentacja	18
	4.6	Testowanie	19
5	Pods	sumowanie	20
	5.1	Wnioski	20
	5.2	Potencjalne kierunki rozwoju	20
Ri	hliograf	fia	21

# 1 Wstęp

#### 1.1 Wprowadzenie

Przetwarzanie tekstu w języku naturalnym (ang. natural language processing, NLP) to interdyscyplinarna dziedzina wykorzystująca wiedzę z takich zakresów jak językoznawstwo, czy uczenie maszynowe. Zajmuje się takimi zagadnieniami jak automatyczne tłumaczenie, klasyfikacja emocji w tekście, czy podsumowywanie wypowiedzi. NLP nie jest nowym zagadnieniem, jednak główny obszar rozwoju tej technologii to język angielski. Jest on stosunkowo prostym gramatycznie językiem, co znacząco ułatwia programom komputerowym przetwarzanie i jego "naukę". Z kolei język polski jest znacznie trudniejszym, oraz mniej używanym językiem, a co za tym idzie istnieje dużo mniej narzędzi umożliwiających przetwarzanie tekstu napisanego po polsku.

# 1.2 Cel pracy

Celem pracy było stworzenie aplikacji w postaci TweetBota, którego zadanie polega na automatycznym generowaniu wiadomości tekstowych (tweetów) w języku naturalnym, a następnie publikowanie ich w serwisie społecznościowym Twitter. Aby rozbudować funkcjonalność programu przyjęto, że treść postów będzie tworzona na podstawie opisów gier i będzie mieć formę streszczenia. Zatem głównym modułem aplikacji jest algorytm dokonujący sumaryzacji tekstu w języku polskim. Przyjęto takie założenia ze względu na fakt iż praca [1] z roku 2021 w języku polskim wyróżnia jedynie 9 narzędzi do sumaryzacji, z czego jedynie NLPer oparty był na podejściu abstrakcyjnym. W poniższej pracy podjęto próbę stworzenia prostego modelu pozbawionego rozbudowanych mechanizmów, celem zbadania jak takie podejście poradzi sobie z analizą tekstu po polsku.

# 2 Wprowadzenie do przetwarzania języka naturalnego

# 2.1 Zarys historyczny

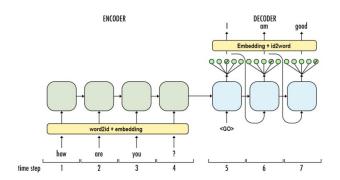
Początki technologii sięgają lat 50 XIX wieku. Jako pierwszego badacza który zajął się tym tematem można podać Alana Turinga, który opublikował artykuł "Machine and Intelligence" traktujący o tym jak zweryfikować czy rozmawiamy z maszyną, czy z człowiekiem [2]. W późniejszych latach wprowadzano różne podejścia do przetwarzania tekstu, jednak na potrzeby pracy skupiono się na sposobach sumaryzacji tekstu. Można wyróżnić trzy uogólnione podejścia podane od tych które pojawiły się najwcześniej, po najnowsze:

- sumaryzację opartą na określonych zasadach tworzono zbiór zasad opartych na konkretnych frazach, decydujących o tym które fragmenty tekstu najlepiej go streszczają
- sumaryzację opartą na statystyce tworzona była statystyka słów występujących w tekście i na jej podstawie wybierane były odpowiednie fragmenty do podsumowania całości
- sumaryzację opartą na sieciach wraz z rozwojem szeroko pojętego uczenia maszynowego, również ta dziedzina skorzystała. Modele tworzone w tej technologii uczone są na wielu przykładach jak powinno wyglądać streszczenie konkretnych tekstów, co pozwala im na sumaryzację innych, nieanalizowanych dotąd tekstów. Można dodatkowo to podejście podzielić dalej na sumaryzację ekstrakcyjną i abstrakcyjną. Pierwsza działa wybierając z tekstu zdania według modelu o największym znaczeniu dla tekstu, druga tworzy nowe zdania na podstawie treści całego analizowanego tekstu.

# 2.2 Przyjęte podejście

W związku z wymaganą charakterystyką generowanych wiadomości (wiadomości umieszczane na Twitterze mają długość ograniczoną do 260 znaków) przyjęto podejście sumaryzacji abstrakcyjnej, gdyż pozwala ono na streszczenie danej wiadomości w mniejszej liczbie słów niż przy podejściu ekstrakcyjnym, ponieważ nie korzysta ze zdań występujących w opracowywanej wiadomości, a na podstawie wyuczonego "rozumienia" tekstu tworzy nowe zdania, w związku z czym jest w stanie zadany tekst znacznie bardziej skompresować.

Do stworzenia modelu wykorzystano architekturę Seq2seq (sequence to sequence) podobnie jak przedstawiono to w pracy [5], z tą różnicą że postanowiono zrezygnować z warstwy atencji a komórki GRU zastąpić LSTM.



Rysunek 2.1 Schematyczne przedstawienie wybranej architektury [3]

Architektura ta składa się z enkodera i dekodera. Rolą enkodera jest zakodowanie tekstu podlegającego sumaryzacji w postaci  $x = (x_1, x_2, ..., x_J)$  do pewnego stanu ukrytego  $h^e = (h_1^e, h_2^e, ..., h_J^e)$ . Następnie dekoder na podstawie tego stanu generuje wiadomość streszczoną w postaci  $y = (y_1, y_2 ..., y_T)$ . Gdzie J i T to odpowiednio maksymalne długości tekstu i jego streszczenia podane w ilości słów [4].

# 3 Przegląd sposobów sumaryzacji

W związku z brakiem dostępności podobnych prac w języku polskim (jedyna znaleziona praca jest niedostępna do wglądu) w rozdziale skupiono się na realizacjach w innych językach.

# 3.1 Abstrakcyjna sumaryzacja oparta o model seq2seq w języku angielskim

W pracy [5] podjęto podobne zagadnienie, jednak oparcie się na wykorzystanym modelu w niniejszej pracy było niemożliwe ze względu na fakt iż przedstawiony proces uczenia trwał około 15 epok, z czego każda zajmowała 10 godzin. Wykorzystany model enkodera składał się z dwukierunkowych komórek GRU, a dekodera z jednokierunkowych. Mechanizm atencji został oparty na statystyce słów występujących w tekście. Ciekawym rozwiązaniem było przesłonienie nazw własnych tagami, tak aby model nie analizował ich znaczenia, a jedynie traktował obiekty w tekście.

Source Document	
(@entity0) wanted: film director, must be eager to shoot footage jets. <eos> @entity0 confirms that @entity5 is leaving the upcor hollywood reporter first broke the story). <eos> @entity5 was ann in november. <eos> @entity0 obtained a statement from @entity differences, @entity13 and @entity5 have decided not to move for direct' @entity9' together. <eos> "(@entity0 and @entity13. <eos>) the movie, starring @entity18 in the title role of the @for release on june 00, 0000. <eos> it's the first theatrical mo popular female superhero. <eos> @entity18 will appear beforehan: @entity27, "due out march 00, 0000. <eos> in the meantime someone new for the director's chair. <eos></eos></eos></eos></eos></eos></eos></eos></eos></eos>	ming " @entity9 " movie ( the bunced as director of the movie v13 that says , " given creative ward with plans to develop and are both owned by @entity16 @entity21 princess , is still set vie centering around the most di in " @entity25 v. @entity26
Ground truth Summary	
@entity5 is no longer set to direct the first " @entity9 " theatrical project over " creative differences " <eos> movie is currently set fo</eos>	
words-lyt2k	
@entity0 confirms that @entity5 is leaving the upcoming " @enti and @entity5 have decided not to move forward with plans to deve that @entity5 is leaving the upcoming " @entity9 " movie	
words-lvt2k-hieratt	
@entity5 is leaving the upcoming "@entity9" movie <eos> the rigine 00,0000 <eos> @entity5 is still set for release on june 00,000</eos></eos>	
words-lvt2k-temp-att	
@entity0 confirms that @entity5 is leaving the upcoming " @entity the first film to around the most popular female actor <eos> @entity, " due out march 00,0000</eos>	

Rysunek 3.1 Przykładowe streszczenia według różnych wariacji przedstawionego modelu. Można zaobserwować zastosowanie wspomnianego przysłaniania nazw własnych

#### Metryki modeli:

Model	Rouge-1	Rouge-2	Rouge-L
words-lvt2k	32.49	11.84	29.47
words-lvt2k-hieratt	32.75	12.21	29.01
words-lvt2k-temp-att	*35.46	*13.30	*32.65

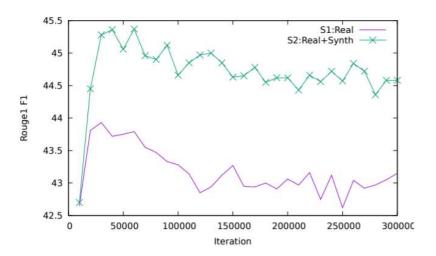
Rysunek 3.2 Wskaźniki jakości badanych modeli

Do badania jakości modelu stosuje się takie metryki jak Rouge1 – porównuje ile takich samych słów występuje w wygenerowanym i zadanym streszczeniu, Rouge2 – działa na takiej samej zasadzie ale porównuje pary słów, natomiast Rouge-L jest miarą tego jakie najdłuższe fragmenty są ze sobą zgodne.

#### 3.2 Abstrakcyjna sumaryzacja tekstu w języku niemieckim

W pracy [6] w pierwszej kolejności podjęto temat braku zbiorów danych do procesu uczenia sumaryzacji. Opisano sposób powiększania pozyskanego zbioru, który wymaga użycia stworzonego wcześniej modelu odwrotnej sumaryzacji. Do takiego modelu podawane są odpowiednio wcześniej wybrane zdania z danych rzeczywistych. Model dla takiego zdania generuje długą wiadomość, która wraz ze zdaniem z którego została utworzona (traktowanym jako streszczenie) jest dodawana do zbioru danych. Taka metoda pozwala w stosunkowo prosty sposób powiększyć zbiór uczący, jeżeli zajdzie taka potrzeba.

Jako model uczony sumaryzacji wykorzystano tak zwanego Transformera. Zaproponowano trzy podejścia do treningu: uczenie na zbiorze rzeczywistym, rzeczywistym i syntetycznym oraz takim gdzie zbiór danych (złożony z danych rzeczywistych i syntetycznych) został rozbudowany jeszcze raz w oparciu o metodę opisaną wcześniej.



Rysunek 3.3 Przebieg metryki Rouge1 dla różnych zbiorów danych w kolejnych iteracjach uczenia modelu [6]

Jak można zaobserwować, podejście oparte na uczeniu transformera przy użyciu połączonych danych syntetycznych i rzeczywistych przynosi znaczną poprawę jakości modelu. Podejście opisane jako trzecie według autorów plasuje się pomiędzy przedstawionymi na wykresie.

# 3.3 Ekstrakcyjna metoda sumaryzacji oparta na klastrach

W pracy [7] przedstawiono między innymi podejście oparte na klastrach. Polega ono na podzieleniu tekstu na krótsze sentencje, a następnie zgrupowaniu ich w klastry o podobnym znaczeniu. Z każdego klastra wybierana jest sentencja najlepiej go oddająca i z tak pozyskanych fragmentów tworzone jest streszczenie. Implementacją tego rozwiązania zajęto się w pracy [8]. Wykorzystano w niej 3 podejścia do klasteryzacji: K-means, Aglomeracyjne i Dzielące.

System	ROUGE-1	ROUGE-2
ClusterCMRW (Kmeans)	0.35824	0.06458*
ClusterCMRW (Agglomerative)	0.35707	0.06548*
ClusterCMRW (Divisive)	0.35549	0.06073
ClusterHITS (Kmeans)	0.35756	0.05944
ClusterHITS (Agglomerative)	0.36897*	0.06392*
ClusterHITS (Divisive)	0.37419*	0.06881"

Rysunek 3.4 Fragment tabeli przedstawiający osiągnięte miary dla poszczególnych metod klasteryzacji [8]

Jak można zaobserwować badane w pracy modele poradziły sobie z sumaryzacją tekstu na podobnym poziomie co wcześniej przytoczone modele.

# 4 Implementacja

# 4.1 Wykorzystane narzędzia

Językiem programowania wykorzystanym podczas realizacji pracy był język Python 3. Aplikacja została stworzona w Dashu [9]– jest to biblioteka umożliwiająca intuicyjne tworzenie aplikacji internetowych – a następnie opublikowana na Heroku [10] – chmurowej platformie umożliwiającej hostowanie aplikacji. Do stworzenia i wytrenowania modelu odpowiedzialnego za generowanie streszczonego tekstu wykorzystano następujące biblioteki:

- Tensorflow [11]
- Keras [12]
- NumPy [13]

W związku ze znacznym zapotrzebowaniem procesu trenowania modelu na zasoby, podczas uczenia modelu wykorzystano internetowe środowisko uruchomieniowe Google Colaboratory [14], pozwalające wykonywać obliczenia w chmurze na wydajniejszym GPU i CPU.

Moduł odpowiedzialny za pozyskanie zbioru danych w głównej mierze został oparty na bibliotece BeautifulSoup [15], Selenium [16] i requests [17]

Pliki tworzone w trakcie projektu umieszczane były w repozytorium w serwisie GitHub [18], co pozwalało na śledzenie pojawiających się błędów, oraz testowanie wgrywanych fragmentów kodu poprzez zastosowanie mechanizmu ciągłej integracji.

#### 4.2 Pozyskanie bazy danych

Z względu na faktu, że dla języka polskiego NLP jest stosunkowo niszowym zagadnieniem, nie istnieje zbyt wiele gotowych baz danych pozwalających na przejście do pracy nad modelem, z pominięciem etapu pozyskiwania przykładów do nauki. Dla tematyki tej pracy nie zostały znalezione odpowiednie zbiory, w związku z czym zaszła konieczność stworzenia ich od podstaw. Aby stworzyć użyteczną bazę danych należało wybrać odpowiedni jej format, oraz tematykę. Zdecydowano że do bazy zostaną włączone opisy gier.

Odpowiednie teksty pozwalające na nauczenie modelu streszczania znaleziono na portalu *www.gry-online.pl*. W serwisie tym znajduje się ranking gier, który zawiera krótki tekst, stworzony na podstawie pełnego opisu produkcji.



Rysunek 4.1 Przykładowy krótki opis wraz z fragmentem długiego, na stronie gry-online.pl [19]

Celem pozyskania danych, została stworzona klasa WebScrapper korzystająca z funkcji biblioteki Selenium i BeautifulSoup4. Metody utworzonej klasy pozwalają na nawigację po stronach rankingu, oraz na pobieranie krótkich, jak i pełnych opisów gier. Rezultaty były umieszczane w obiekcie typu DataFrame, a następnie zapisane w formacie CSV. W ten sposób udało się pozyskać 3982 wpisy.

Ogólna procedura pozyskiwania danych została stworzona w notatniku Google Colaboratory i polegała na wybraniu ilości stron rankingu z których pozyskiwane były opisy. Następnie kod pobierał do DataFrame'a nazwę gry, jej krótki opis, oraz fragment linku do pełnego opisu. Po zakończeniu tej procedury na każdym rekordzie tak utworzonej bazy wykonywana była funkcja odpowiedzialna za pobranie pełnego opisu na podstawie wcześniej pozyskanego fragmentu linku. Finalnym etapem było oczyszczenie tekstów ze znaczników html'a i przekonwertowanie do typu string (wcześniej były zapisane jako obiekty biblioteki BeautifulSoup).

	Game_name	html	Short_text	Opis
0	Wiedźmin 3: Krew i wino	/gry/the-witcher-3-blood-and-wine/zb41ae	Drugie fabularne rozszerzenie DLC do wydanego	\nWiedźmin 3: Krew i Wino (w wersji eksportowe
1	Realpolitiks	/gry/realpolitiks/z847e8	Rozgrywana w czasie rzeczywistym gra strategic	\nRealpolitiks to rozgrywana w czasie rzeczywi
2	Deep Diving Simulator	/gry/deep-diving-simulator/zb5769	Polska gra symulacyjna, w której wcielamy się	\nDeep Diving Simulator jest grą symulacyjną,
3	Flashout 2	/gry/flashout-2/ze3c4d	Kontynuacja futurystycznej gry wyścigowej stud	\nSequel futurystycznej gry wyścigowej Flashou
4	Wiedźmin 3: Dziki Gon	/gry/the-witcher-3-wild-hunt/z83579	Gra action RPG, stanowiąca trzecią część przyg	\nWiedźmin 3: Dziki Gon (The Witcher 3: Wild H
3978	Smash up Derby	/gry/smash-up-derby/zdb7d	Dynamiczne wyścigi samochodowe, nawiązujące do	\nSmash up Derby to dynamiczne wyścigi samocho
3979	Space Rangers	/gry/space-rangers/zbb54	Połączenie klasycznego kosmicznego symulatora	\nPołączenie klasycznego kosmicznego symulator
3980	The Elder Scrolls III: Trójca	/gry/the-elder-scrolls-iii-tribunal/zeb66	The Elder Scrolls III: Tribunal jest oficjalny	\nOficjalny, płatny dodatek do The Elder Scrol
3981	Close Combat	/gry/close-combat/z0af9	Wielokrotnie nagradzana gra strategiczna czasu	\nPierwsza ze sławnej już serii gier strategic
3982	Pacific Fighters	/gry/pacific-fighters/z9b34	Pacific Fighters to kolejny po znakomitym IL-2	\nPacific Fighters to kolejny po znakomitym IL

Rysunek 4.2 Frgment pozyskanego zbioru danych. Opracowanie własne

Problemem okazało się znalezienie odpowiednich tagów oznaczających szukane fragmenty tekstu. Wymagało to szczegółowej analizy kodu źródłowego strony. Kolejną przeszkodą okazała się budowa strony – dalsze strony rankingu nie są osobnymi stronami, zatem nie ma możliwości dostania się do nich przy pomocy adresu url. Rozwiązaniem było stworzenie wirtualnej instancji przeglądarki internetowej przy pomocy biblioteki Selenium, która pozwoliła na korzystanie ze strony internetowej jak w przypadku normalnej przeglądarki, łącznie z umożliwieniem wciskania przycisków otwierających następne oka rankingu.

#### 4.3 Tworzenie modelu

Podczas tworzenia modelu oparto się na rozwiązaniu podobnego problemu umieszczonego na stronie internetowej [20]. Proces doboru ilości warstw przebiegał iteracyjnie – dodawano kolejne warstwy, przeprowadzano proces uczenia modelu i na podstawie otrzymanych wyników modyfikowano model tak, aby otrzymać jak najlepsze rezultaty. Ostatecznie po przeprowadzeniu licznych prób (wszystkie z tym samym efektem, więcej w 4.3.4) z różnymi parametrami procesu uczenia i rozmiarami modelu, na potrzeby aplikacji wybrano przedstawiony poniżej model.

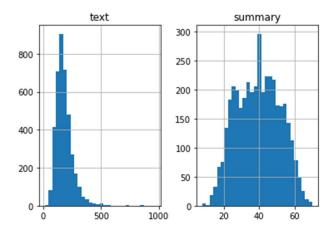
#### 4.3.1 Wstępne przetwarzanie tekstu

Aby tekst mógł być przeczytany przez model, musi on zostać odpowiednio zmodyfikowany. Celem realizacji tego zadania należało wybrać różne metody obróbki tekstu. Finalnie wybrano i zaimplementowano w pracy wstępne przetwarzanie tekstu składające się z następujących kroków:

- Wszystkie litery zmieniane są na małe
- Usuwane są wszystkie znaki nie będące literami
- Usuwane są słowa znajdujące się na liście tzw. stop-words. [21] Zawiera ona wyrazy
  w języku polskim nie niosące ze sobą żadnych istotnych treści (np. a, aby, ach, acz,
  aczkolwiek, aj...)[22]
- Usuwane są słowa o długości jednej litery, jeśli takie zostały po poprzednich krokach

Następnie teksty są analizowane pod kontem ich długości, Dobrano maksymalną dopuszczalną długość i teksty które przekraczają ustalony limit są usuwane ze zbioru danych. Ma to na celu ograniczenie wielkości modelu, gdyż nieliczne dłuższe teksty wymagałyby warstwy

wejściowej o większym rozmiarze, który to rozmiar wykorzystany byłby jedynie w nielicznych przypadkach.



Rysunek 4.3 Statystyka długości tekstów oraz streszczeń. Opracowanie własne

Dla wybranego ograniczenia długości tekstów do 300 słów pokrytych zostało 94%, a dla ograniczenia długości streszczeń do 60 słów pokryto 96% zbioru danych. Finalnym etapem przygotowania danych było stworzenie tokenizera, którego zadaniem polegało na wygenerowaniu słownika pozwalającego zamienić zdania na ciągi liczb naturalnych. Zadanie to zrealizowano w oparciu o wbudowaną w bibliotekę Keras funkcję Tokenizer, która po podaniu jej listy tekstów zwróciła słownik przypisujący każdemu występującemu tam słowu liczbę

#### 4.3.2 Enkoder

Wybrano model enkodera zbudowany z warstwy embeding oraz z 4 warstw LSTM

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	[(None, 300)]	0
embedding (Embedding)	(None, 300, 200)	3963200
lstm (LSTM)	[(None, 300, 200), (None, 200), (None, 200)]	320800
lstm_1 (LSTM)	[(None, 300, 200), (None, 200), (None, 200)]	320800
lstm_2 (LSTM)	[(None, 300, 200), (None, 200), (None, 200)]	320800
lstm_3 (LSTM)	[(None, 300, 200), (None, 200), (None, 200)]	320800
Total params: 5,246,400 Trainable params: 5,246,400 Non-trainable params: 0		

Rysunek 4.4 Podsumowanie utworzonego enkodera. Opracowanie własne

#### 4.3.3 Dekoder

Dla dekodera wybrano architekturę złożoną z warstwy embeding oraz 2 warstw LSTM. Dodano również warstwy wejściowe pozwalające dekoderowi analizować stan wygenerowany przez enkoder.

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to	
input_2 (InputLayer)	[(None, None)]		[]	
embedding_1 (Embedding)	(None, None, 200)	668200	['input_2[0][0]']	
input_6 (InputLayer)	[(None, 200)]		[]	
input_7 (InputLayer)	[(None, 200)]		[]	
lstm_4 (LSTM)	[(None, None, 200), (None, 200), (None, 200)]	320800	['embedding_1[2][0]', 'input_6[0][0]', 'input_7[0][0]']	
lstm_5 (LSTM)	[(None, None, 200), (None, 200), (None, 200)]	320800	['lstm_4[3][0]']	
input_8 (InputLayer)	[(None, 300, 200)]		[]	
time_distributed (TimeDistribu ted)	(None, None, 3341)	671541	['lstm_5[1][0]']	
Total params: 1,981,341 Trainable params: 1,981,341 Non-trainable params: 0				

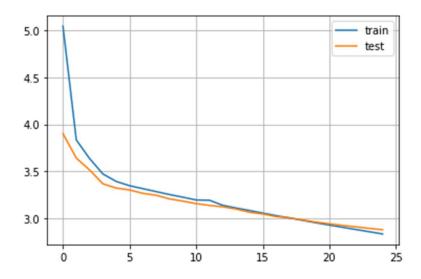
Rysunek 4.5 Podsumowanie utworzonego dekodera. Opracowanie własne

#### 4.3.4 Trening

Do trenowania modelu wykorzystano funkcję straty z biblioteki Tensorflow "sparse categorical crossentropy". Oparta jest ona na cross entropy loss wyrażonej wzorem:

$$loss_{c-e} = -logP_{\Theta}(\hat{y}|x) \tag{4.1}$$

Następnie rozpoczęto proces uczenia modelu, z możliwością wcześniejszego przerwania w sytuacji gdy miara jakości modelu na zbiorze walidacyjnym przestanie maleć. Od strony technicznej proces uczenia polegał na wykonywaniu predykcji streszczenia modelem, a następnie porównaniu wyniku ze znanym streszczeniem dla danego tekstu.



Rysunek 4.6 Wykres jakości modelu na zbiorze treningowym i walidacyjnym podczas treningu. Opracowanie własne

Pomimo licznych podejść do procesu uczenia wynik za każdym razem był podobny – streszczenia wszystkich tekstów brzmiały tak samo. W procesie uczenia wykorzystanym na potrzeby aplikacji wynikiem za każdym razem była fraza:

#### Predicted summary: gra przez deweloperską assembly

Przyczyn takiego stanu rzeczy można się doszukiwać w różnych miejscach, jednak najbardziej prawdopodobnym powodem jest zanikający gradient. Pomimo faktu, że warstwy LSTM zostały stworze w celu rozwiązania problemu zanikającego gradientu, to w pracy przetwarzają długie sekwencje słów. Enkoder jak wyjaśniono w rozdziale 2.2 ma za zadanie zamienienie całej streszczanej sekwencji na wektor o zadanym rozmiarze, który następnie analizowany jest przez dekoder. Działanie takie można zinterpretować w taki sposób iż dekoder niejako "patrzy" na

cały tekst skompresowany do stosunkowo małego rozmiaru. Sprawia to że znaczenie zawarte w tekście gubi się i algorytm stara się znaleźć takie zdanie które najlepiej odda wszystkie teksty w bazie danych jednocześnie.

Istnieją dwie główne metody rozwiązania tego problemu:

- Rozbudowa modelu do takiego stopnia, że wektor generowany przez enkoder będzie na tyle długi, że nie będzie "gubił" informacji
- Wprowadzenie mechanizmu atencji, który będzie miał za zadanie wychwytywać najważniejsze fragmenty tekstu, a co za tym idzie niskim kosztem (brak konieczności rozbudowy modelu) ułatwi analizę dekoderowi [23]

really enjoy Ashley and Ami salon she do a great job be friendly and professional I usually get my hair do when I go to MI because of the quality of the highlight and the price be very affordable the highlight fantastic thank Ashley i highly recommend you and ill be back

this place it really be my favorite restaurant in Charlotte they use charcoal for their grill and you can taste it steak with chimichurri be always perfect Fried yucca cilantro rice pork sandwich and the good tres lech I have had. The desert be all incredible if you do not like it you be a mutant if you will like diabeetus try the Inca Cola

Rysunek 4.7 Przykładowa wizualizacja działania mechanizmu atencji w języku angielskim[24]

Dodatkowym problemem jaki napotkano było zakańczane przez Google Colaboratory działania po przekroczeniu limitu czasu. Z tego względu niemożliwe było uczenie dużych modeli, gdyż zanim zakończyły one trening, środowisko zakańczało swoje działanie.

#### 4.4 Tworzenie pozostałej części aplikacji

Ze względu na odmowę dostępu, z niewiadomych przyczyn, do API Twittera część aplikacji odpowiedzialną za umieszczanie wiadomości na portalu musiała zostać zrealizowana w niestandardowy sposób. Przy użyciu botów połączonych z komunikatorem Telegram została stworzona procedura pozwalająca publikować tweety przy pomocy specjalnie skonstruowanego linku. Po wygenerowaniu w aplikacji streszczenia jest ono publikowane na koncie @GatRaspberry

Dla pozostałej części aplikacji został stworzony interfejs, wraz z całą logiką odpowiedzialną za poprawne działanie. Interfejs umożliwia wybranie czy tekst będzie wprowadzony ręcznie, czy podany zostanie link do strony na portalu gry-online.pl. Po wpisaniu odpowiedniej zawartości w pole Input i zatwierdzeniu przyciskiem Proceed w oknie Output pojawia się wygenerowane streszczenie, oraz treść jest publikowana na Twitterze, lub wyświetlona zostanie informacja o błędnie podanym linku. Po utworzeniu i przetestowaniu

aplikacji lokalnie została ona wraz z wymaganymi do jej działania plikami umieszczona na platformie Heroku.

Rysunek 4.8 Fragment konsoli podczas wgrywania aplikacji na Heroku. Opracowanie własne

Dużym problemem na etapie uruchomienia aplikacji na Heroku był limit pamięci dla plików wynoszący 500MB, oraz takiej samej wysokości limit RAMu. Aplikacja w formie w jakiej była lokalnie testowana, wraz z potrzebnymi do jej działania bibliotekami zajmowała ok 740MB. Po przeanalizowaniu rozmiarów poszczególnych plików okazało się że pakiet TensorFlow zajmuje ponad 400MB. Rozwiązaniem była zmiana tego pakietu na wersję CPU, czyli pozbawioną obsługi GPU. Zajmuje ona ok 170MB. Dodatkowo nieznacznie zmieniono kod aplikacji celem usunięcia kilku innych pakietów. Finalnie aplikacja zajmowała około 430MB. Pojawił się jednak kolejny problem – podczas działania aplikacja przekraczała limit 500MB pamięci RAM. Aby umożliwić działanie aplikacji została ona zoptymalizowana pod kontem użycia pamięci przez zmienne. Mianowicie w momencie kiedy przestają być one potrzebne są ręcznie usuwane z pamięci.

Po zastosowaniu powyższych kroków aplikacja na Heroku działała bez zarzutu. Wykonanie przykładowej sumaryzacji przedstawiono poniżej.

# Link to gry-online Input: https://www.gry-online.pl/gry/agatha-christie-hercule-poirot-the-first-cases/zf6018#pc Proceed Output: gra przez deweloperską assembly

Automatic text summarization app for polish game descriptions

Rysunek 4.9 Przykład działania aplikacji na Heroku

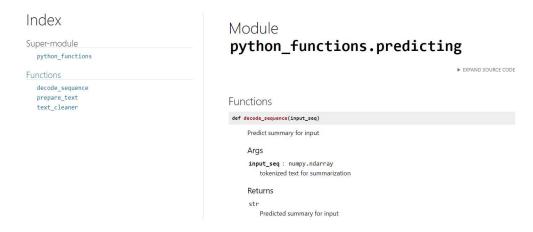


Rysunek 4.10 Tweet wygenerowany w wyniku działania przedstawionego na rysunku 4.9

Ograniczeniem aplikacji jest to że ilość dopuszczalnych tweetów do opublikowania zaimplementowanym sposobem wynos 25 na dzień. Po przekroczeniu tego limitu ta funkcjonalność przestaje działać, ale reszta aplikacji nadal nadaje się do użytku.

# 4.5 Dokumentacja

Wykonanie dokumentacji zostało zrealizowane przy pomocy modułu pdoc [25], oraz utworzonych podczas pisania funkcji ich opisów w formie docstringów. Dzięki wykorzystaniu wspomnianego modułu uzyskano gotową stronę internetową zawierającą opisy wykorzystanych w projekcje funkcji.



Rysunek 4.11 Jedna ze stron wykonanej dokumentacji

#### 4.6 Testowanie

Celem przetestowania poprawności działania wgrywanych funkcji stworzono w oparciu o wbudowane funkcje GitHuba workflow mający na podstawie zadanych testów jednostkowych dokonywać sprawdzenia i wychwycenia ewentualnych błędów w implementacji oraz działaniu wgrywanego kodu. Testy jednostkowe napisane zostały w oparciu o pakiet unittest. Ich działanie opierało się na weryfikacji poprawności zwracanych typów danych, lub zgodności zawartości zmiennych.

Rysunek 4.12 Raport potwierdzający spełnienie przez funkcje zadanych testów. Wygenerowany automatycznie po dokonaniu push'a - zgodnie z założeniami ciągłej integracji

# 5 Podsumowanie

#### 5.1 Wnioski

Praca z językiem polskim w zagadnieniach NLP nie jest łatwym zadaniem i wymaga dobrej znajomości gramatyki i analizy języka, czego zabrakło w tej pracy. Wyniki sumaryzacji tekstu nie są zadawalające, jednak ograniczone zasoby sprzętowe i czas nie pozwoliły na przeanalizowanie innych rozmiarów modelu, czy podejść do problemu. Podczas realizacji części aplikacji odpowiedzialnej za umieszczanie wygenerowanych wiadomości na Twitterze napotkano problem w postaci odmowy dostępu do API platformy, przez co zaszła konieczność bardzo zawiłego publikowania wiadomości na Twitterze, jednak finalnie udało się osiągnąć zamierzony efekt. Pozostała część aplikacji również spełnia swoją funkcję i po odpowiednim ulepszeniu modelu jest w stanie realizować założoną funkcjonalność

# 5.2 Potencjalne kierunki rozwoju

Jako pole do poprawy działania stworzonego modelu, oraz aplikacji można wyróżnić następujące kierunki:

- Model dokonujący sumaryzacji zastosowanie bardziej rozbudowanej sieci, lub skorzystanie z gotowych wstępnie wyuczonych modelów może poprawić wyniki. Również pozyskanie większej bazy danych, o bardziej zróżnicowanych tekstach może wpłynąć pozytywnie na proces uczenia modelu.
- Wstępne przetwarzanie tekstów rozbudowanie tej funkcjonalność potencjalnie może ułatwić modelowi "rozumienie" przetwarzanego tekstu. Do możliwych do dodania metod przetwarzania można zaliczyć lematyzację czyli sprowadzenie słów do ich formy podstawowej, oraz stemming czyli usunięcie końcówki fleksyjnej z wyrazu, jednak bez odpowiednich badań trudno stwierdzić w jaki sposób wpłynie to na jakość sumaryzacji.
- Automatyzacja działania aplikacji pozwoliłaby na umieszczanie wygenerowanych wiadomości na Twitterze w momencie pojawienia się na zadanej stronie nowego artykułu.

# Bibliografia

- [1] Glenc, P. (2021). Narzędzia do automatycznego streszczania tekstów w języku polskim. Stan badań naukowych i prac wdrożeniowych. e-mentor, 2(89), 67-77.
- [2] Chopra, A., Prashar, A., & Sain, C. (2013). Natural language processing. International journal of technology enhancements and emerging engineering research, 1(4), 131-134.
- [3] Grafika. [Online]. [dostęp:8 styczeń 2022] <a href="https://medium.com/@rimacyn\_23654/auto-highlighter-extractive-text-summarization-with-sequence-to-sequence-model-cbbf333772bf">https://medium.com/@rimacyn\_23654/auto-highlighter-extractive-text-summarization-with-sequence-to-sequence-model-cbbf333772bf</a>
- [4] Tian, S, Yaser, K, Naren, R, Chandan, K. (2021) Neural Abstractive Text Summarization with Sequence-to-Sequence Models. ACM/IMS Trans. Data Sci. 2, 1, Article 1
- [5] Nallapati, R., Zhou, B., Santos, C.N., Gülçehre, Ç., & Xiang, B. (2016). Abstractive Text Summarization using Sequence-to-sequence RNNs and Beyond. CoNLL.
- [6] Parida, S., & Motlícek, P. (2019). Idiap Abstract Text Summarization System for German Text Summarization Task.
- [7] Kumar, Y. J., Goh, O. S., Basiron, H., Choon, N. H., & Suppiah, P. C. (2016). A Review on Automatic Text Summarization Approaches. Journal of Computer Science, 12(4), 178–190
- [8] Wan, X., & Yang, J. (2008). Multi-document summarization using cluster-based link analysis. Proceedings of the 31st Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval SIGIR '08.
- [9] Dokumentacja pakietu Dash. [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. https://dash.plotly.com/
- [10] Dokumentacja platformy Heroku. [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. <a href="https://devcenter.heroku.com/categories/reference">https://devcenter.heroku.com/categories/reference</a>
- [11] Dokumentacja pakietu TensorFlow. [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. https://www.tensorflow.org/api\_docs/python/tf/all\_symbols
- [12] Dokumentacja pakietu Keras. [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. https://keras.io/api/

- [13] Dokumentacja pakietu NumPy. [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. https://numpy.org/doc/stable/reference/index.html#
- [14] Dokumentacja Google Colaboratory. [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. https://colab.research.google.com/notebooks/basic\_features\_overview.ipynb
- [15] Dokumentacja pakietu Beautiful Soup. [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. https://www.crummy.com/software/BeautifulSoup/bs4/doc/
- [16] Dokumentacja pakietu Selenium. [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. <a href="https://selenium-python.readthedocs.io/index.html">https://selenium-python.readthedocs.io/index.html</a>
- [17] Dokumentacja pakietu Requests. [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. https://docs.python-requests.org/en/master/user/quickstart/
- [18] Repozytorium projektu na GitHubie [Online]. [dostęp: 11 styczeń 2022]. https://github.com/KAIR-ISZ-NLP/TweetBot
- [19] Portal z którego pozyskano zbiór danych [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. https://www.gry-online.pl
- [20] Model o który oparto ten stworzony w projekcie [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. <a href="https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/06/comprehensive-guide-text-summarization-using-deep-learning-python/">https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/06/comprehensive-guide-text-summarization-using-deep-learning-python/</a>
- [21] Lista stop words wykorzystana w projekcie [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. https://github.com/bieli/stopwords/blob/master/polish.stopwords.txt
- [22] Pojęcie stop words [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. https://pl.wikipedia.org/wiki/Wikipedia:Stopwords
- [23] Niu, Z., Zhong, G., & Yu, H. (2021). A review on the attention mechanism of deep learning. Neurocomputing, 452, 48–62.
- [24] Lin, Z., Feng, M., Santos, C.N., Yu, M., Xiang, B., Zhou, B., & Bengio, Y. (2017). A Structured Self-attentive Sentence Embedding. ArXiv, abs/1703.03130.
- [25] Dokumentacja generatora pdoc3. [Online]. [dostęp: 8 styczeń 2022]. https://pdoc3.github.io/pdoc/