Wydział	Imię i nazwisko		Rok	Grupa	
	1. Szymon Kozioł 2. Ihnatsi Yermakovich				
WFiIS	3. Michał Sienkiewicz		III	5	
METODY INTELIGENCJI OBLICZENIOWEJ	Temat Zastosowanie analizy SHAP w analizie sentymentu metodami NLP				
Data wykonania	Data oddania	Zwrot do poprawy	Data oddania	Data zaliczenia	OCENA
24.06.2023	26.06.2023				

Zastosowanie analizy SHAP w analizie sentymentu metodami NLP

Szymon Kozioł, Ihnatsi Yermakovich, Michał Sienkiewicz

1 Cel projektu

Celem ćwiczenia było stworzenie modelu do badania postrzegania komentarzy oraz analiza SHAP w celu zbadania wpływu poszczególnych słow na percepcję.

2 Repozytorium

GitHub

2.1 Opis kluczowych plików

- **preprocessing.ipynb** - Załadowanie datasetu i jego wstępny preprocessing wraz z określeniem wartości sentymentu dla danego tweetu.
- **model_2.ipynb** - Stworzenie modelu i jego wytrenowanie
- **analysis.ipynb** - Analiza SHAP sporządzonego modelu

Aby przenieść dane z jego notebooka do drugiego, konieczne było zapisanie tych danych na dysku. W tym celu skorzystaliśmy z modułu "pickle". Dane zostały zapisane w katalogu "data" w repozytorium.

W skład zapisywanych danych wchodzą:

- **X_train.pkl** - Macierz danych trenujących
- **X_train.pkl** - Macierz danych testujących
- **Y_train.pkl** - Macierz kategorii do trenowania
- **Y_test.pkl** - Macierz kategorii do testowania
- **vocabulary.json** - Słownik wyrazów po tokenizacji w postaci <słowo>:<id>

Utworzony model został zapisany pod ścieżką **models/trump_tweets_model_v2.pkl**. Podczas analizy SHAP obliczenie tzw **shap_values** wymagało bardzo dużych zasobów obliczeniowych dlatego zdecydowaliśmy się zapisać uzyskane wartości pod ścieżką **models/kernel_shap_values.pkl**.

2.2 Inne implementacje modelu

W ramach projektu utworzyliśmy także inny model oparty na bibliotece **xgboost**, notebook **model_0.ipynb** implementuje wspomniały model wraz z preprocessingiem. Spróbowaliśmy także innego podejścia do wykonania modelu w którym w ramach wejścia do modelu podajemy wektor słów w podstacji np $[32, 45, 67, 0, 0]$ gdzie wartości liczbowe odpowiadają poszczególnym unikatowym słowom z słownika, natomiast zera to padding by uzyskać jednolity rozmiar wejścia modelu. Implementacja takiego podejścia wraz z preprocessingiem i analizą SHAP znajduje się w pliku *model_1.ipynb*.

2.3 Porównanie analizy SHAP

Poddanie analizie SHAP **modelu_1** było znacznie mniej wymagające obliczeniowo niż **modelu_2**. Niestety jednak przy takim podejściu nie można zinterpretować wykresów innych niż **force_plots** ponieważ poszczególne features (słowa) zmieniają pozycje w wektorze danych wejściowych modelu. Feature#1 ("trump") który dla tweeta nr X był pierwszym indeksem w wektorze danych wejściowym może się okazać indeksem 30 dla tweeta nr Y co uniemożliwia poprawną analize wpływu featerów na wynik modelu w odniesieniu do wielu tweetów.

3 Zbiór danych

W projekcie wykorzystaliśmy dataset "Trump Tweets".

	id	link	content	date	retweets	favorites
0	1698308935	https://twitter.com/realDonaldTrump/status/169...	Be sure to tune in and watch Donald Trump on L...	2009-05-04 20:54:25	500	868
1	1701461182	https://twitter.com/realDonaldTrump/status/170...	Donald Trump will be appearing on The View tom...	2009-05-05 03:00:10	33	273
2	1737479987	https://twitter.com/realDonaldTrump/status/173...	Donald Trump reads Top Ten Financial Tips on L...	2009-05-08 15:38:08	12	18
3	1741160716	https://twitter.com/realDonaldTrump/status/174...	New Blog Post: Celebrity Apprentice Finale and...	2009-05-08 22:40:15	11	24
4	1773561338	https://twitter.com/realDonaldTrump/status/177...	"My persona will never be that of a wallflower...	2009-05-12 16:07:28	1399	1965

Rysunek 1: Przykładowe dane w datasecie "Trump tweets"

W ramach analizy sentymentu potrzebna jest tylko jedna kolumna o nazwie *content*. Tak prezentują się dane dostępne w ramach tej kolumny.

```
   Be sure to tune in and watch Donald Trump on L...
   Donald Trump will be appearing on The View tom...
   Donald Trump reads Top Ten Financial Tips on L...
   New Blog Post: Celebrity Apprentice Finale and...
   "My persona will never be that of a wallflower...
                          ...
   I have never seen the Republican Party as Stro...
   Now Mini Mike Bloomberg is critical of Jack Wi...
   I was thrilled to be back in the Great State o...
   “In the House, the President got less due proc...
   A great show! Check it out tonight at 9pm. @ F...
content, Length: 41122, dtype: object
```

Rysunek 2: Zawartość kolumny "content"

3.1 Preprocessing danych

Zanim dane będzie można poddać analizie należy je odpowiednio przygotować. Z tweetów należy wyciągnąć tylko najważniejsze słowa pomijając nieużyteczne słowa jak spójniki czy linki.

Zawartość tweetów przepuściliśmy przez filtr "stopwords" czyli słów, które występują często w postach jednak nie mają realnego wpływu na ich interpretacje. W stopwords również umieściliśmy emoticony, które są często wykorzystywane w tego typu postach.

Przykładowe "stopwords"
the, a, an, another, for, an, nor, but, or, yet, so, in, under, towards, before

Następnie w postach zastąpiliśmy wielokrotne występowania spacji pojedynczymi spacjami, umieszczone w poście URLe zastąpiono stringiem "URL", a oznaczenia innych użytkowników zastąpiono stringiem "MENTION".

W kolejnym kroku wykorzystaliśmy klasę SentimentIntensityAnalizer do określenia sentymentu każdego postu. Nadane wartości należą do przedziału od -1 do 1, gdzie -1 określa negatywne przesłanie, natomiast 1 określa pozytywne przesłanie postu.

AnnCoulter has been amazing. We will win and establish strong borders, we will build a WALL and Mexico will pay. We will be great again!	+0.9422
Israel is being barraged by rockets from Gaza recently. They must respond accordingly in defense of their citizens.	+0.1280
It is outrageous that Poisonous Synthetic Heroin Fentanyl comes pouring into the U.S. Postal System from China. We can, and must, END THIS NOW! The Senate should pass the STOP ACT – and firmly STOP this poison from killing our children and destroying our country. No more delay!	-0.9864

Tabela 1: Przykładowe zdania z wybranym sentymentem

Przyjęliśmy następujące założenia odnoście klasyfikacji sentymentu:

- $x \geqslant -0.2$ and $x \leqslant 0.2$ - Sentyment neutralny
- $x > 0.2$ - Sentyment pozytywny
- $x < -0.2$ - Sentyment negatywny

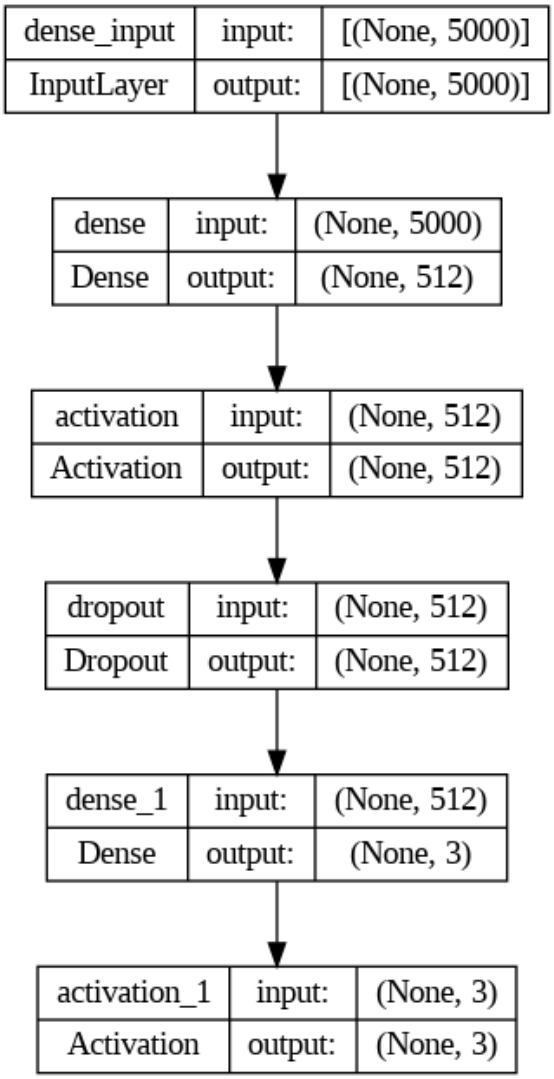
Następny krok preprocessingu stanowiła tokenizacja postów i utworzenie binarnego wektora słów. Jesteśmy w stanie wziąć pod uwagę 5000 unikalnych słów. Każdy tweet jest zamieniany na 5000 elementowy wektor binarny gdzie wartość "1" określa obecność danego słowa, natomiast "0" brak obecności słowa w tweecie. Taka prezentacja danych pozwoli nam nie tylko na analizę wpływu słowa na poszczególny tweet, ale i na cały zbiór.

Następnie dzielimy zbior danych na uczący i testujący. Cześć danych uczących stanowi 80% całego zbioru.

Ostatecznie do modelu przesyłamy wektor wartości (N x 5000), gdzie N jest ilością postów w zbiorze uczącym.

4 Model

W celu zbudowania modelu wykorzystano bibliotekę Keras. Poniżej jest przedstawiony schemat modelu:



Rysunek 3: Zbudowany model

Model składa się z następujących sekwencyjnie uruchomianych warstw:

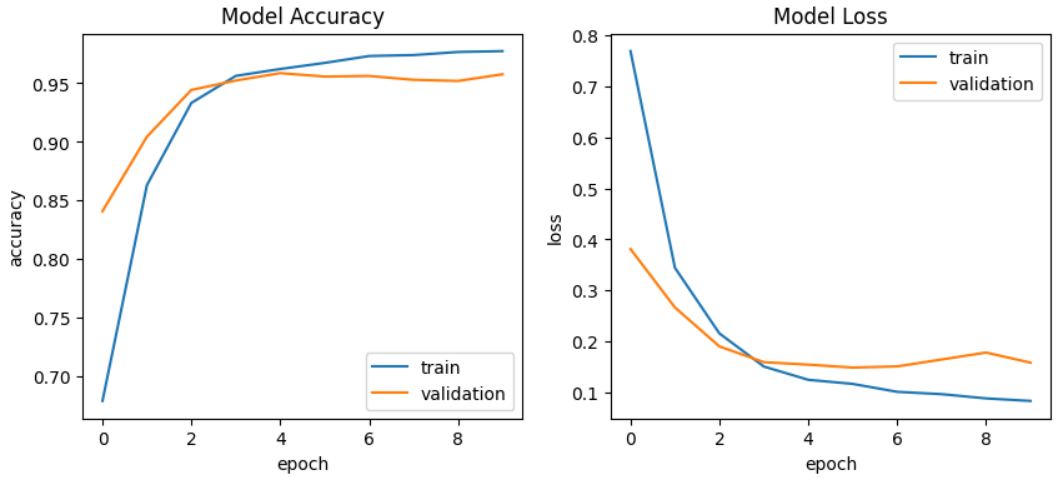
- Warstwa 1: **Dense**. Gęsto połączona warstwa NN. $output = activation(dot(input, kernel)+bias)$. Użyto liniowej funkcji aktywacji.
- Warstwa 2: **Activation**. Używamy funkcji aktywacji relu po ostatniej warstwie. Czyli usunięto ujemne wartosci: $f(x) = max(0, x)$.
- Warstwa 3 **Dropout**. W celu zapobiegnięcia przeuczeniu, wyłączane są przypadkowo pojedyncze neurony.
- Warstwa 4 **Dense**. Stworzono jeden layer z 3 neuronami dla każdej z klas: **Negative, Neutral, Positive**
- Warstwa 5 **Activation**. Użyliśmy funkcji aktywacji softmax. Często używa się jej kiedy musimy określić przynależność do n klas. Jest ona generalizacją funkcji sigmoid, którą byśmy zastosowali, gdybyśmy mieli 2 klasy np. negative i positive.

Widzimy, że model jest bardzo prosty, a po jego trenowaniu uzyskaliśmy następujące wyniki:

Accuracy	0.9167
Precision	0.9184
Recall	0.9151
F1 Score	0.9168

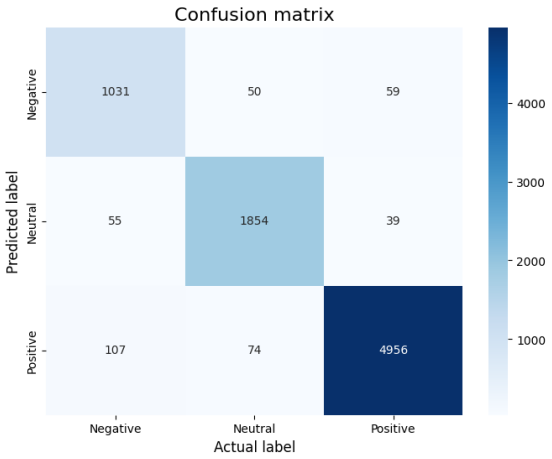
Tabela 2: Metryki wytrenowanego modelu

Biorąc pod uwagę powyższe metryki widzimy, że model działa satysfakcjonująco.



Rysunek 4: Dokładność i strata modelu

Widzimy, że funkcja dokładności w oczekiwany sposób rośnie (jej wygląd jest bardzo podobny do tych, uzyskiwanych na laboratorium), a funkcja strat maleje. Jest to jeszcze jedno potwierdzenie dobrze wytrenowanego modelu.



Rysunek 5: Dokładność i strata modelu.

Ostatecznie do analizy Shap wysyłamy wytrenowany model oraz dane uczące i testujące.

5 Analiza Shap

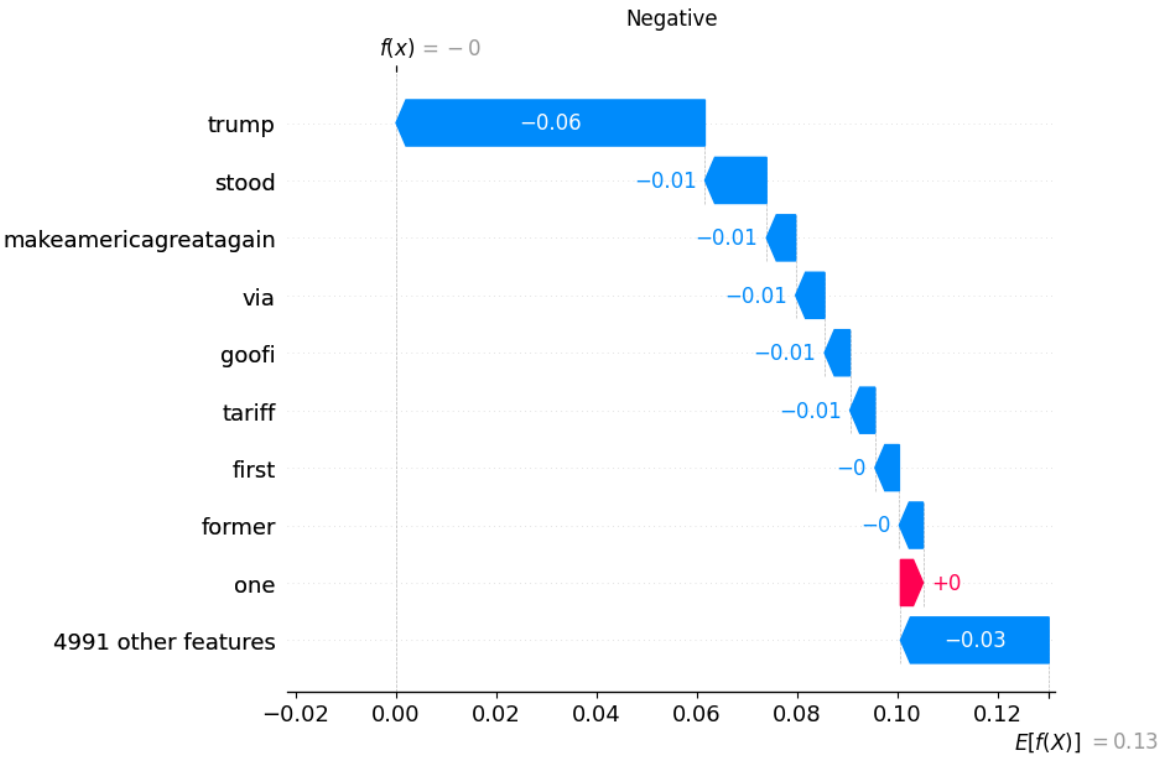
Ze względu na prezentację danych dla dokładnie tego modelu analiza shap (dla pierwszych 100 tweetów) wymagała dużych zasobów i podczas obliczania shap values potrzebowało ∼40 GB RAM oraz ∼35 GB VRAM. Obliczenia przeprowadzaliśmy na maszynce z 84 GB RAM, 40 GB VRAM oraz 12 CPU Cores.

5.1 Force Plots

Force Plots pozwalają na wizualizację wpływu poszczególnych cech (features, w naszym przypadku poszczególnych słow) na wyniki modelu. Force Plot składa się z poziomych słupków, gdzie każdy słupek reprezentuje wpływ cechy na uzyskany wynik dla danego zdania (instancji). $E[f(x)]$ - base value, jest wartością, którą się uzyskuje uśredniając uzyskane wartości dla całego zbioru dla danej klasy (Negative, Neutral lub Positive). Słupki skierowane w lewo (niebieskie) wskazują na wartości cech, które obniżają prognozę, podczas gdy słupki skierowane w prawo (czerwone) wskazują na wartości cech, które zwiększają prognozę. Ostatecznie uzyskany przez model wynik jest pokazany jako $f(x)$.

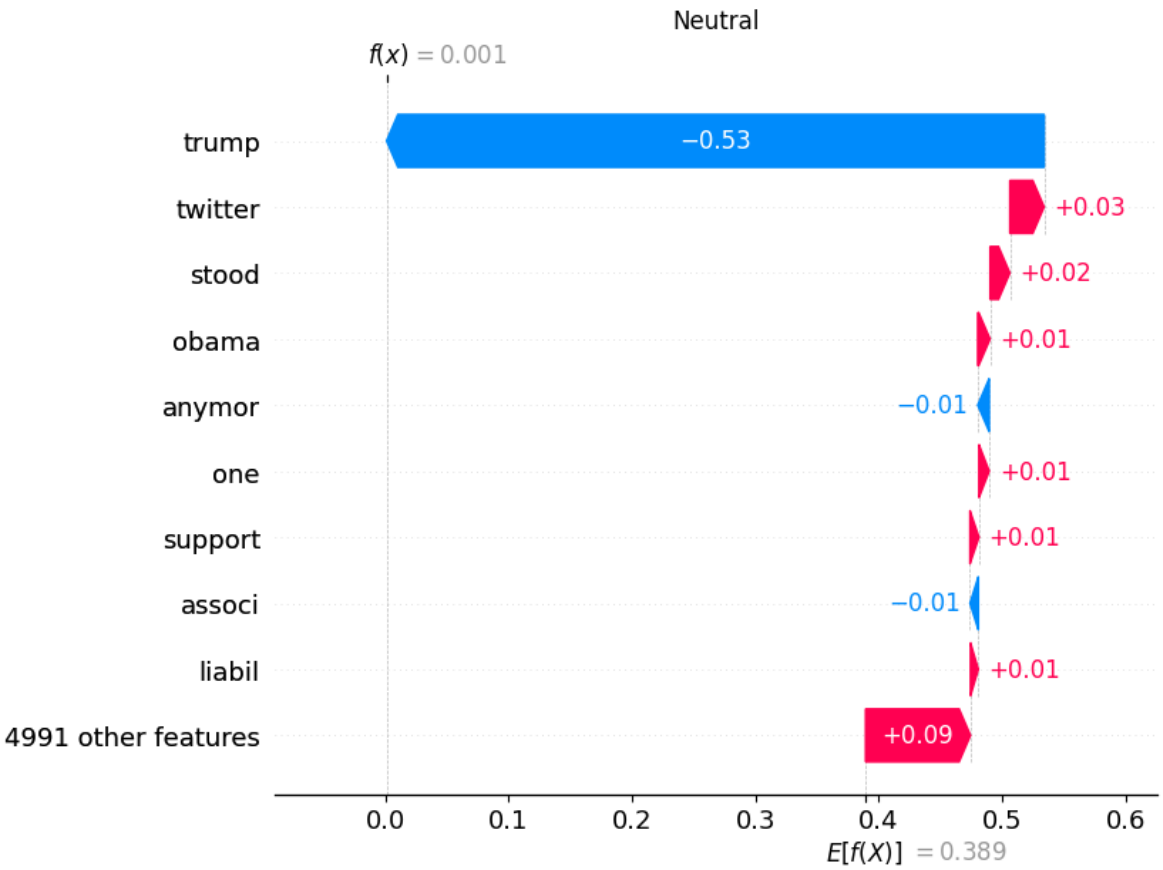
Analizie poddany następujący tweet:

Read what Donald Trump has to say about daughter Ivanka's upcoming new book, The Trump Card: http://tinyurl.com/ycsqmda



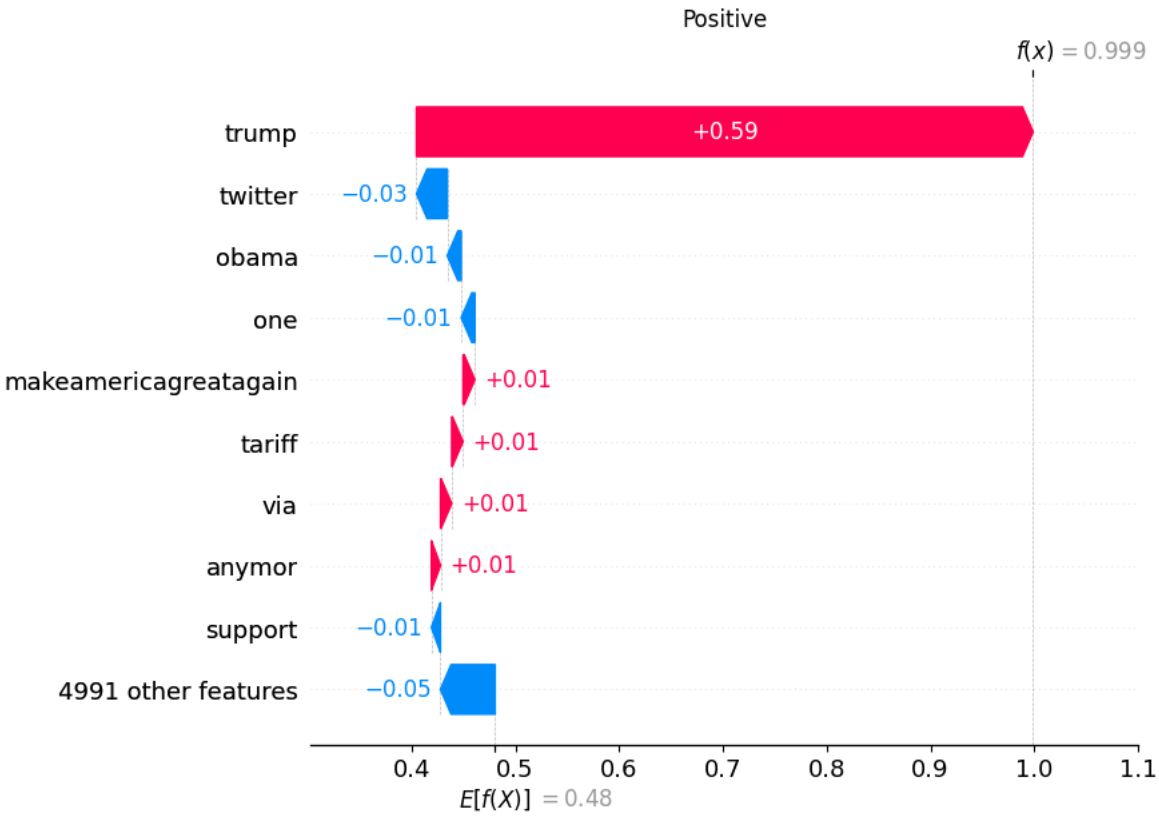
Rysunek 6: Force plot dla przykładowego tweeta (Negative)

Dla powyższego wykresu można zaobserwować iż na negatywny odbiór tweetu najbardziej wpływa słowo "trump" zmniejszając negatywną percepcję.



Rysunek 7: Force plot dla przykładowego tweeta (Neutral)

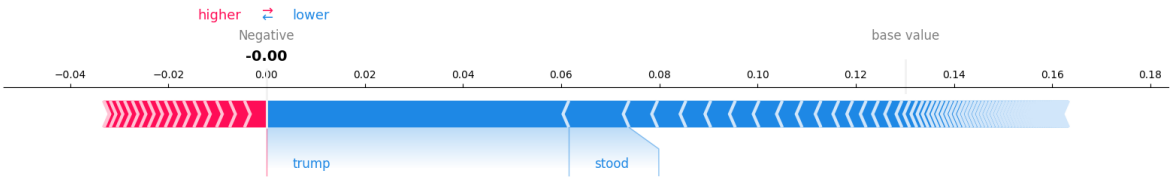
Tutaj widzimy, że oprócz tego, że słowo "trump" zmniejsza neutralną percepcję, słowo "twitter" ją zwiększa. Ale słowa "twitter" nie ma w rozpatrywanym tweecie. Jest to spowodowane sposobem przedstawiania danych uczących, gdzie do modelu przekazywany jest wektor o długości 5000 (5000 słów) o wartościach binarnych (gdzie 1 mówi o istnieniu słowa w tweecie, a 0 wskazuje na jego brak). Jak było opisane wyżej pozwoli nam to na przedstawienie wpływu słowa na cały zbiór, a nie na pojedynczy tweet. Oczywiście w odpowiednim miejscu wektora dla słowa twitter jest ustawione 0 (brak słowa), natomiast ten fakt też wpływa na uzyskany wynik, który należy interpretować jako: "brak słowa twitter zmniejszyło neutralny odbiór rozpatrywanego tweetu". W repozytorium został umieszczony plik **model_1.ipynb** w którym model jest zbudowany w inny sposób, co pozwala na przedstawienie wpływu na zdanie tylko słów, które są obecne w tym zdaniu.



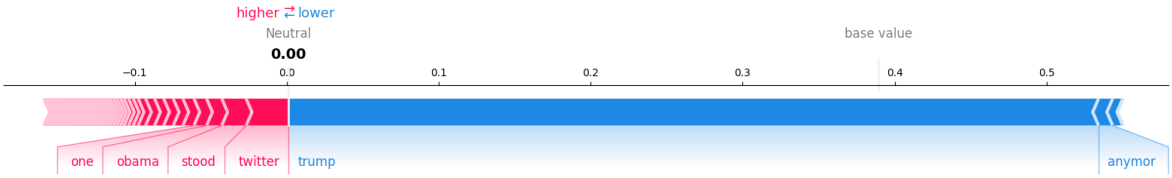
Rysunek 8: Force plot dla przykładowego tweeta (Positive)

W przypadku pozytywnego odbioru widzimy, że obecność słowa "trump" miało mocny dodatni wpływ na pozytywny odbiór tweetu.

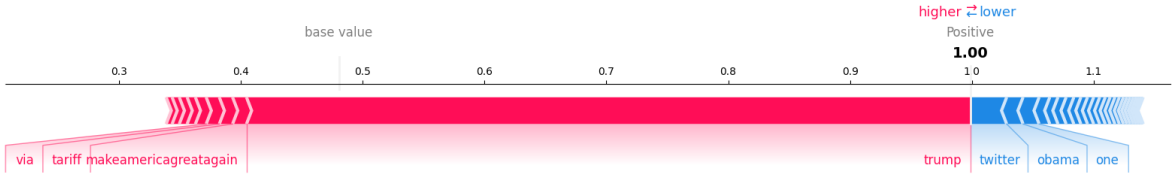
Wykresy te można także przedstawić w następujący sposób.



Rysunek 9: Force plot dla przykładowego tweeta (Negative)



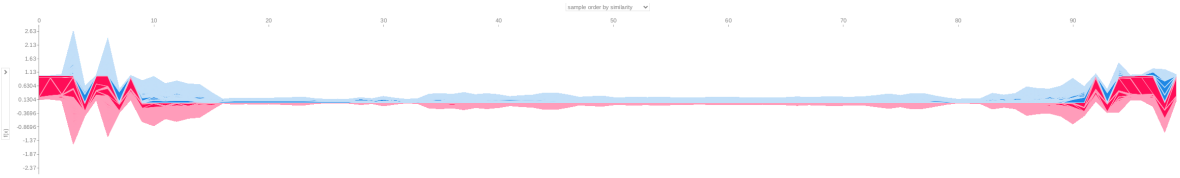
Rysunek 10: Force plot dla przykładowego tweeta (Neutral)



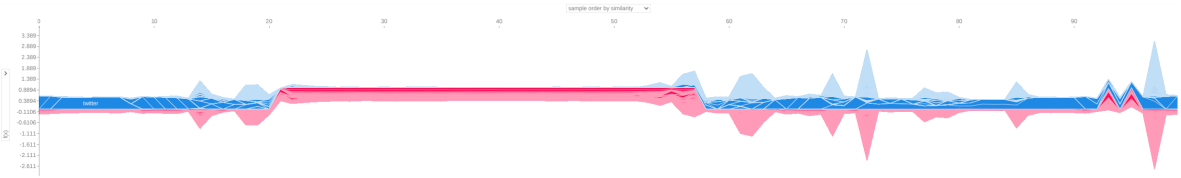
Rysunek 11: Force plot dla przykładowego tweeta (Positive)

Sposób przedstawiania jest wygodny i z każdej postaci da się wyciągnąć uzyskane wnioski.

Natomiast trochę odmienną formą prezentacji (ale dalej force plot) jest przedstawienie na jednym wykresie wszystkich 100 zdań:



Rysunek 12: Force plot dla pierwszych 100 tweetów (Negative)



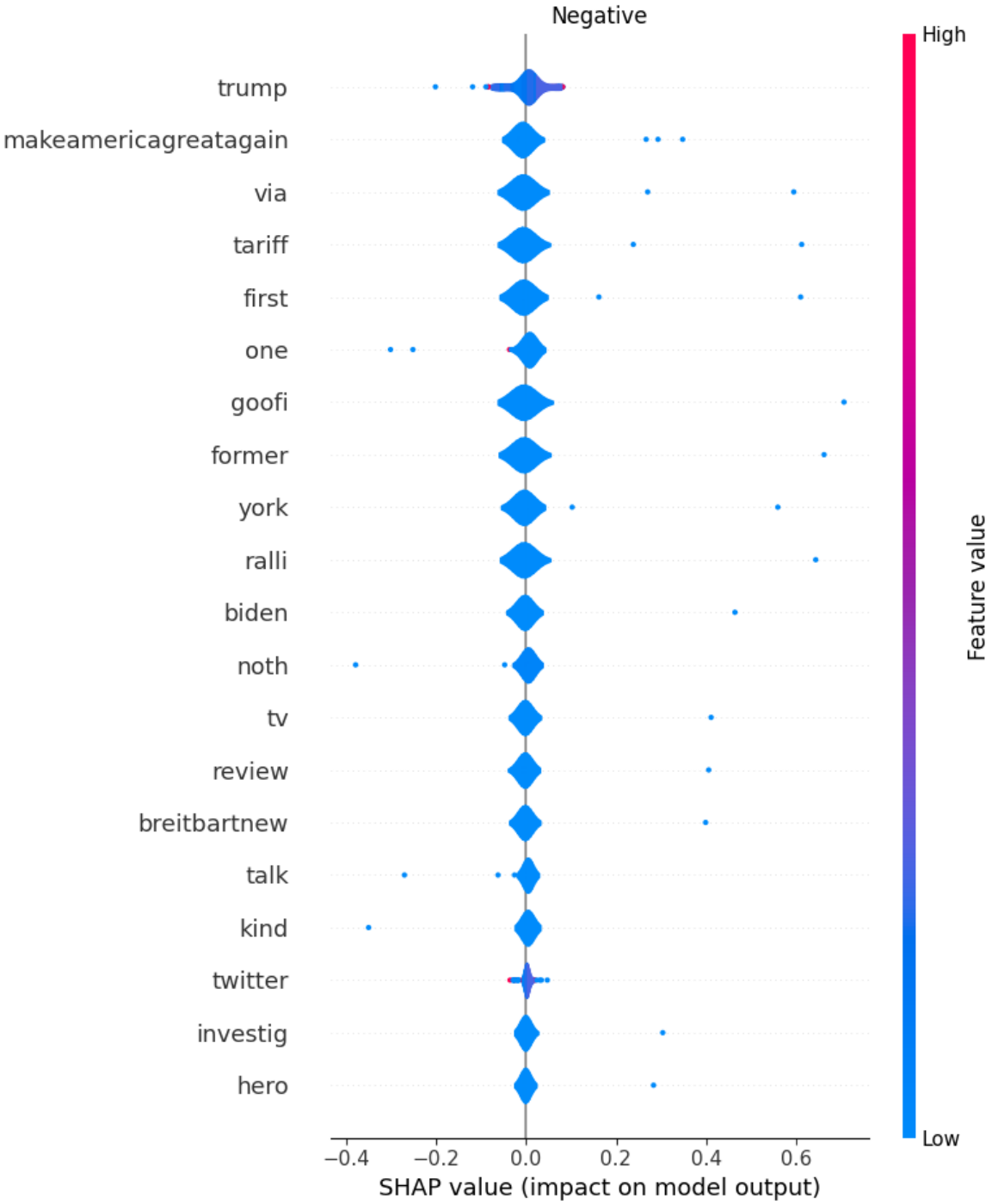
Rysunek 13: Force plot dla pierwszych 100 tweetów (Positive)

Rysunek 14: Force plot dla pierwszych 100 tweetów (Positive)

Na osi X są poszczególne tweety, a po osi Y są wartości, które kształtują ostateczny wynik. Z wykresów możemy wyciągnąć wniosek, że mamy sporo podobnych (ze względu na odbiór) tweetów.

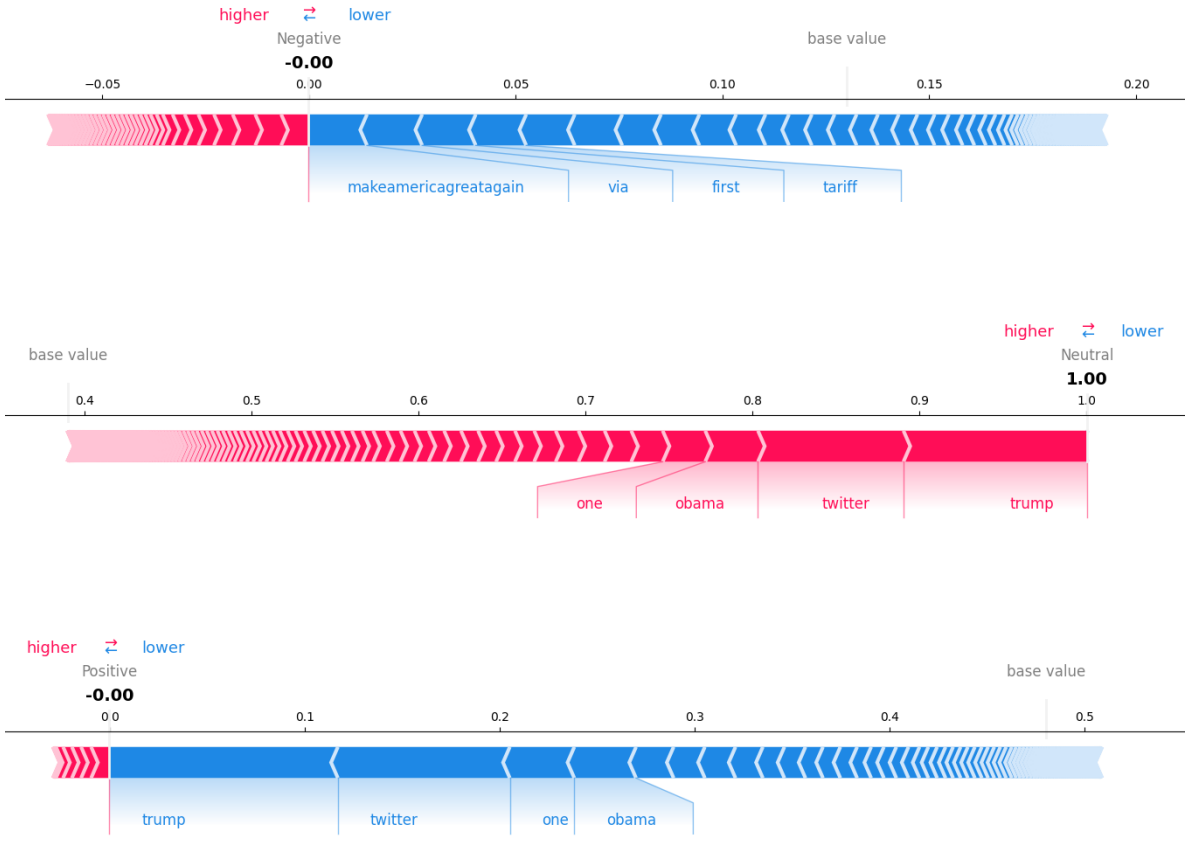
5.2 Violin plots

Violin Plot pokazuje dla każdej klasy najbardziej znaczące feature (słowo). Dla każdego feature jest przedstawiony "violin". Na osi X są wszystkie wartości, które w całej próbce przyjmowało słowo, a wysokość dla poszczególnej wartości X pokazuje częstotliwość występowania. Outliners sa pokazane jako kropki. Kolor natomiast pokazuje wartość featurea, czyli np. czerwony kolor pokazuje mocny pozytywny impact.

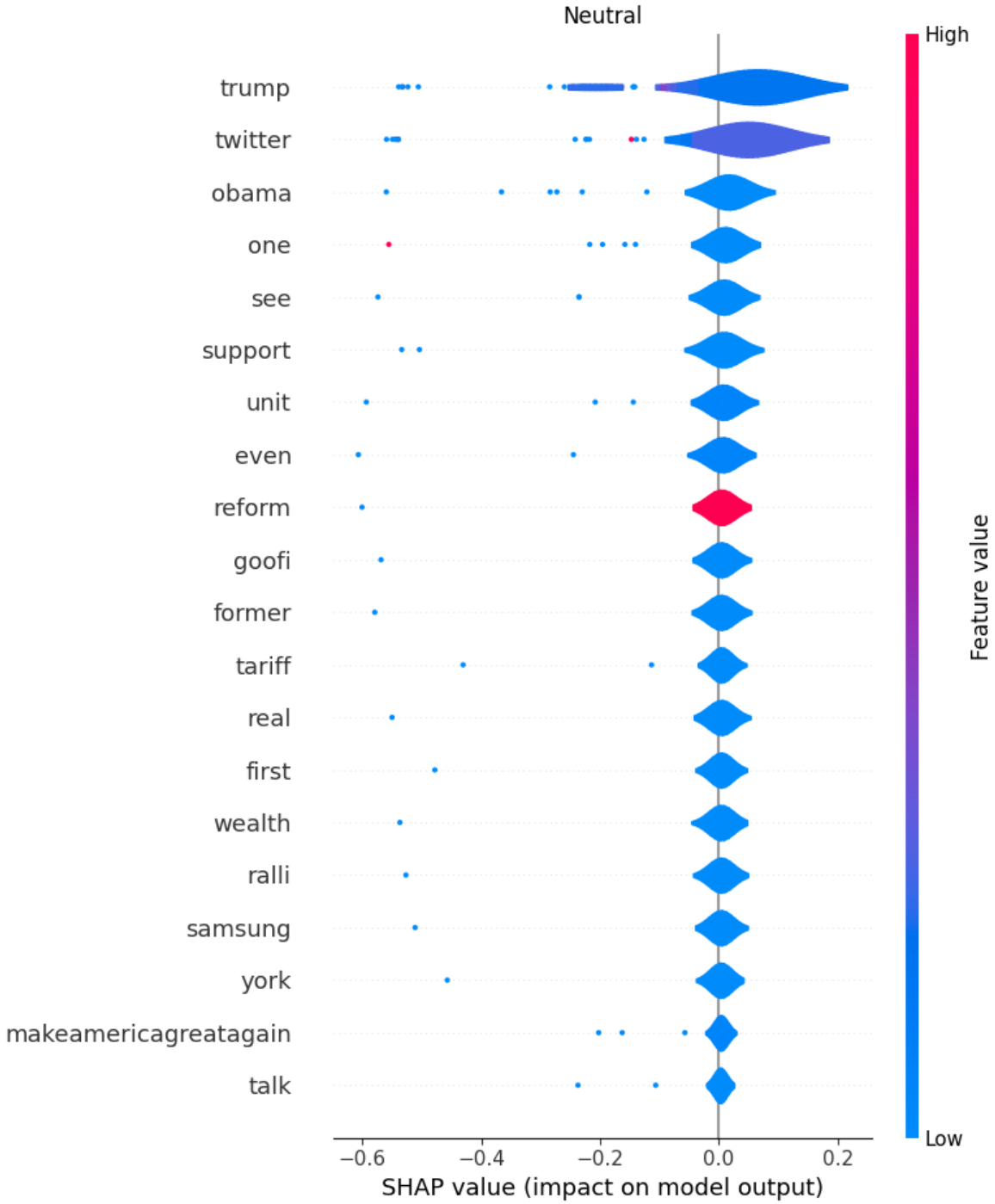


Rysunek 15: Violin plot dla pierwszych 100 tweetów (Negative)

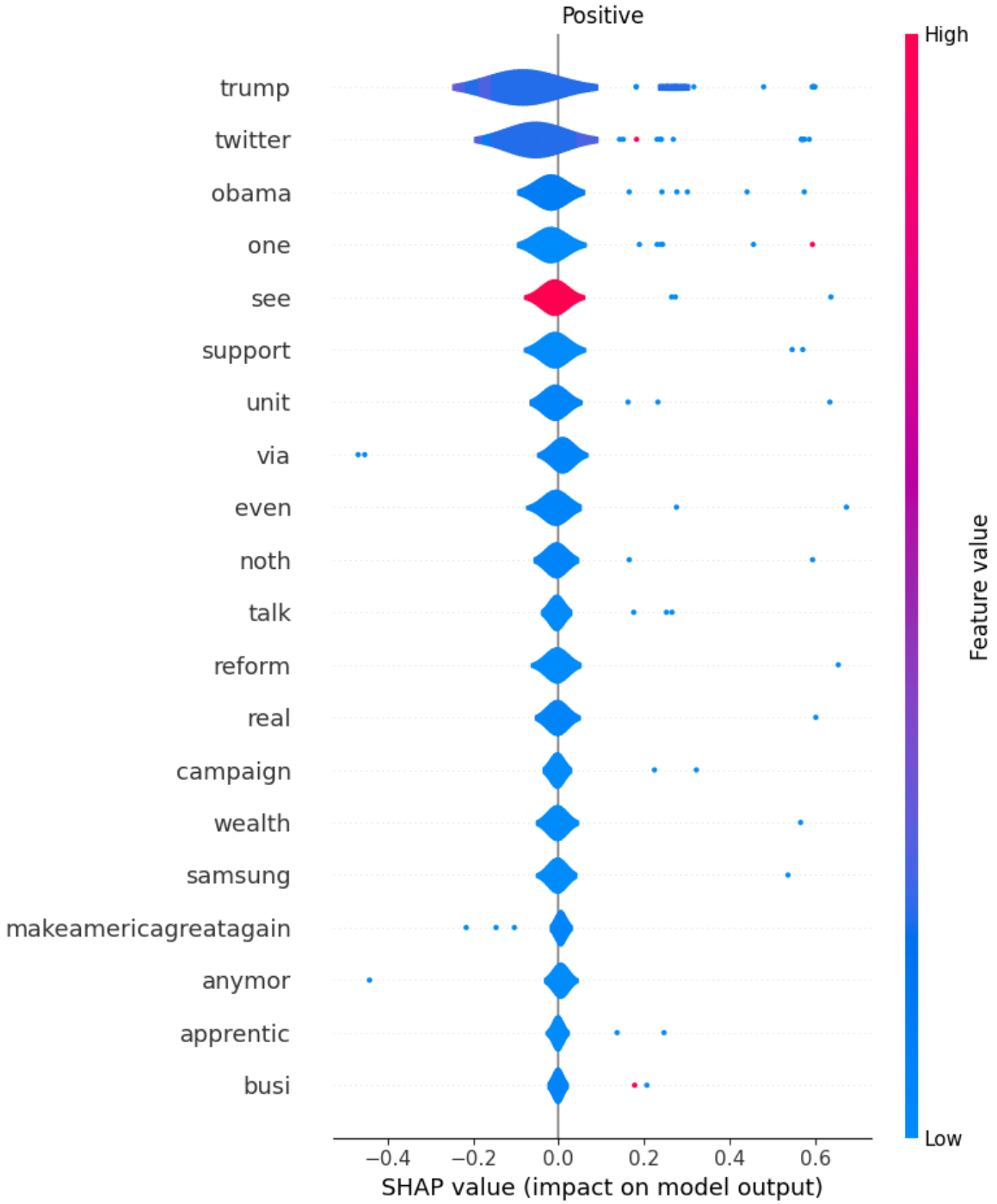
Widzimy, że słowo "trump" jest najważniejszym słowem które przy małych wartościach ma mały pozytywny impact na negative (go zwiększa). Zwiększa też neutral oraz obniża positive. Być może nie jest to widoczne dla pokazanego na górze tweeta, ale przy pozostałych najczęściej tak jest:



Rysunek 16: Force plots dla pierwszego tweetu



Rysunek 17: Violin plot dla pierwszych 100 tweetów (Neutral)

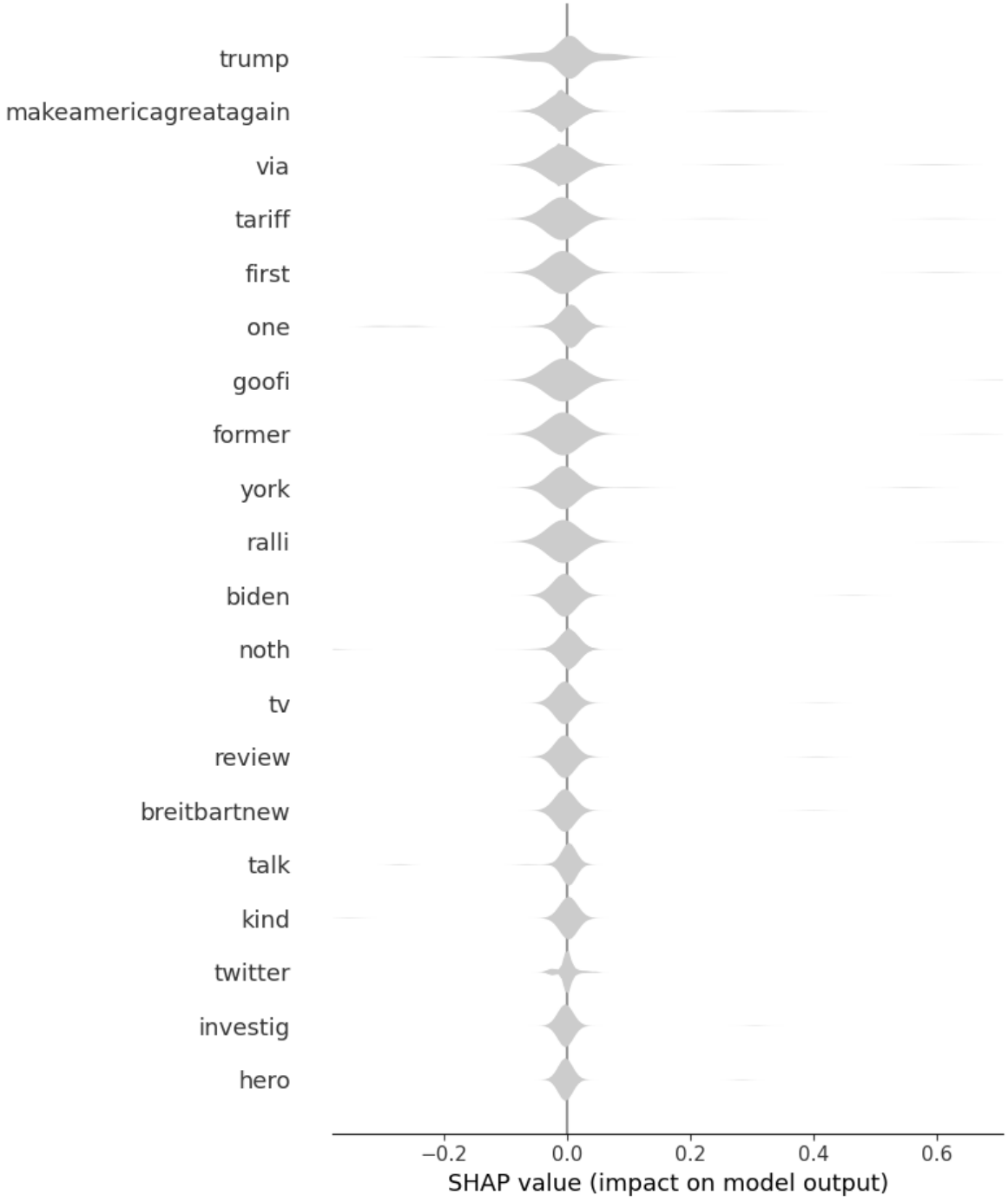


Rysunek 18: Violin plot dla pierwszych 100 tweetów (Positive)

W tym przypadku widzimy, że słowo "see" ma dużą wartość. Ciekawym jest, że samego słowa "see" albo z poprzedniego punktu "reform" wystarcza, aby model powiedział, że odbiór będzie pozytywny:

```
inp = [0] * 5000
inp[vocabulary['see']-1] = 1
model.predict([inp])
# Output: [6.9787461e-06, 5.7770885e-03, 9.9421591e-01]
```

Na koniec chcieliśmy przedstawić jeszcze jeden typ plotu: layered violinale nie udało nam się wymusić działania kolorów, a bez nich trudno powiedzieć jaka wartość featurea ma jaki wpływ. Przy plotowaniu z kolorem plotowanie zaczyna się od pierwszych niebieskiego (małych value) i rozchodzi się po violin do góry i w dół tak, że na granicach będziemy mieli bardziej czerwony kolor (duże wartości).



Rysunek 19: Layered Violin plot dla pierwszych 100 tweetów