

Anna Baj-Rogowska¹

Wydział Zarządzania i Ekonomii, Politechnika Gdańska

ORCID ID: 0000-0002-8694-4461

Analiza sentymentu jako narzędzie monitorowania wyników finansowych przedsiębiorstwa

Sentiment Analysis as a Tool for Monitoring the Company's Financial Results

Abstract: Social media is a global platform for sharing interesting ideas or news, comments and reviews. They provide a rich source of data for opinions mining in order to acquire previously unknown and useful business knowledge, which will enable not only agile management for effective customer service, but also should be reflected in the financial results of the company.

The main goal of this article is to investigate whether the opinions about the company crawled from Facebook, subjected to a sentiment analysis are correlated with the enterprise's financial results. In the empirical part, Adidas company was selected for the study, and Facebook posts of its users' were collected in the period from October 1, 2014, to September 30, 2017.

Existing correlations between the sentiment of users' opinions about Adidas and the financial indicators of this entity clearly show that social media play the role of tools that, if properly used through social listening, will bring financial benefits to the company.

Key words: sentiment analysis, opinion mining, analysis of Facebook posts, social media, social listening.

¹ Anna.Baj-Rogowska@zie.pg.gda.pl

Wstęp

Cyfrowe społeczności zgromadzone na Twitterze czy Facebooku generują petabajty danych stanowiących bardzo cenne źródło informacji dla biznesu. Warto dążyć do ich monetyzacji, a to jest możliwe tylko wtedy, gdy dane będą w prawidłowy sposób zbierane, oczyszczane, analizowane i interpretowane [Baj-Rogowska 2017, ss. 391–395]. W celu pozyskania wcześniej nieznannej i użytecznej wiedzy, którą będzie można zmonetyzować, nieustrukturyzowane dane tekstowe należy poddać procesowi eksploracji za pomocą metody text miningu. Wykorzystując odpowiednie algorytmy uczenia maszynowego (ang. *Machine Learning, ML*), można określić wydźwięk każdego opublikowanego komentarza. Dzięki zastosowaniu analizy sentymentu (ang. *Sentiment Analysis*) wykrywa się polaryzację wypowiedzi poprzez ich klasyfikację jako sformułowań o neutralnym, pozytywnym lub negatywnym wydźwięku emocjonalnym.

Media społecznościowe (ang. *social media*) stanowią kanał marketingowy bazujący na podstawach sieci WEB 2.0. Istotną cechą tych serwisów internetowych jest to, że treści są tworzone i publikowane przez użytkowników danego portalu, a nie przez jego właścicieli. Najpopularniejszy serwis społecznościowy – Facebook – zdołał przyciągnąć ponad 800 milionów użytkowników, wymieniających opinie i chętnie komentujących interesujące ich tematy. Informacje zwrotne wynikające z dzielenia się myślami, emocjami wyrażanymi w komentarzach na temat różnych produktów i usług stają się kluczowymi czynnikami, na których opiera się współczesny biznes. Są one nazywane sentymentami w mediach społecznościowych.

Skoro ludzie wyrażają swoje emocje w postach na Facebooku, a emocje wpływają na ich zachowanie konsumenckie, to czy wydźwięk opinii zawartych na Facebooku może determinować zyski przedsiębiorstwa? Tak postawione pytanie stało się inspiracją do podjęcia badań w tym obszarze.

Celem niniejszej pracy jest zbadanie, czy opinie o firmie pozyskane z najczęściej używanego portalu społecznościowego – Facebooka, poddane analizie sentymentu, są skorelowane z wynikami finansowymi przedsiębiorstwa. Do badania wybrano firmę Adidas i dla niej z serwisu społecznościowego Facebook zebrano komentarze użytkowników w okresie od 1 października 2014 do 30 września 2017 roku.

W pierwszej części pracy dokonano przeglądu aktualnych badań z obszaru analizy sentymentu. Następnie przedstawiono metody i narzędzia użyte w badaniu oraz sposób pozyskania materiału badawczego. W kolejnej sekcji, mającej charakter empiryczny, przedstawiono wyniki wykonanego badania,



które następnie przedyskutowano i podsumowano wyciągniętymi z badania wnioskami.

Analiza sentymentu

Analiza sentymentu, nazywana również drążeniem opinii (ang. *opinion mining*) lub analizą wydźwięku, bazuje na przetwarzaniu języka naturalnego (ang. *Natural Language Processing, NLP*). Algorytmy zastosowane w tym procesie umożliwiają identyfikację nie tylko binarnego podziału wypowiedzi (pozytywne i negatywne), ale również dają możliwość uzyskania bardziej złożonych klasyfikacji, jak na przykład w sześciowymiarowym modelu Ekmana [1993, ss. 384–392], uwzględniającym kategorie odczuć takich, jak: szczęście, smutek, strach, złość, zaskoczenie, wstręt (ang. *happy, sad, fear, anger, surprise, disgust*). Klasyfikacja sentymentu może być wykonana przy użyciu następujących podejść:

- 1) **machine learning**, wykorzystującego dwie różne metody:
 - **nadzorowane uczenie maszynowe** (ang. *supervised learning methods*) – wymagające dostępności oznakowanych danych; oznakowanie danych jest bardzo czasochłonnym zadaniem i wymaga zaangażowania człowieka jako adnotatora, który każdą instancję danych musi zbadać i oznaczyć;
 - **nienadzorowane uczenie maszynowe** (ang. *unsupervised learning methods*) – stosuje się np. podział tekstu na zdania i następnie dokonuje się klasyfikacji każdego zdania za pomocą list słów kluczowych i obliczonych miar podobieństwa zdań;
- 2) **metody słownikowe** – analizujące znajdujące się w nich definicje wyrazów i relacje między nimi w oparciu o istniejące słowniki;
- 3) **podejście hybrydowe** – wykorzystuje się to, co najlepsze w powyższych podejściach, np. szybkość podejścia słownikowego z dużą precyzją efektów uczenia maszynowego.

W świetle badań W. Medhat i in. [2014, s. 1108], najczęściej wykorzystywanym podejściem jest metoda słownikowa. W przebadanych przez tych autorów publikacjach z obszaru analizy sentymentu badacze najczęściej używają danych tekstowych będących recenzjami produktów. W dalszej kolejności wykorzystuje się dane pozyskane z blogów internetowych, mediów społecznościowych, artykułów prasowych lub wiadomości informacyjnych.

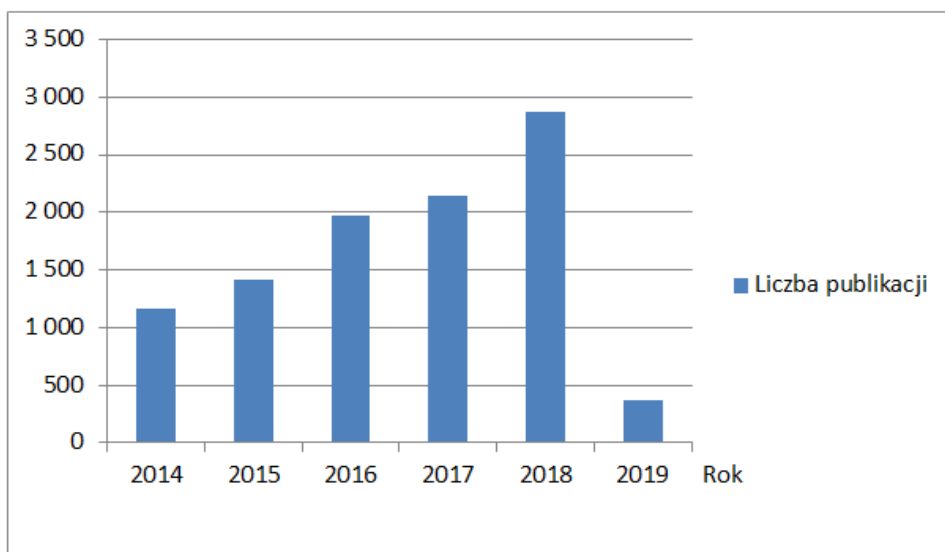
W kolejnym punkcie zawarto przegląd aktualnej literatury z zakresu badania sentymentu wypowiedzi tekstowych.



Sentiment Mining – przegląd literatury

Analiza nastrojów jest jednym z najszybciej rozwijających się obszarów badań w informatyce, a tym samym śledzenie wszystkich działań w tym obszarze stanowi duże wyzwanie. Współcześnie jest to metoda szeroko stosowana w badaniach. Przeglądając bazę Scopus w okresie ostatnich pięciu lat (dane na dzień 16.02.2019 r.) uzyskano 9 941 artykułów zawierających frazę *sentiment analysis* w tytule, abstrakcie lub jako słowo kluczowe. Wyraźnie widać też tendencję rosnącą stosowania tej techniki w badaniach naukowych (rys. 1).

Rysunek 1. Liczba publikacji z obszaru analizy sentymentu opublikowanych w bazie Scopus w okresie 2014–2019



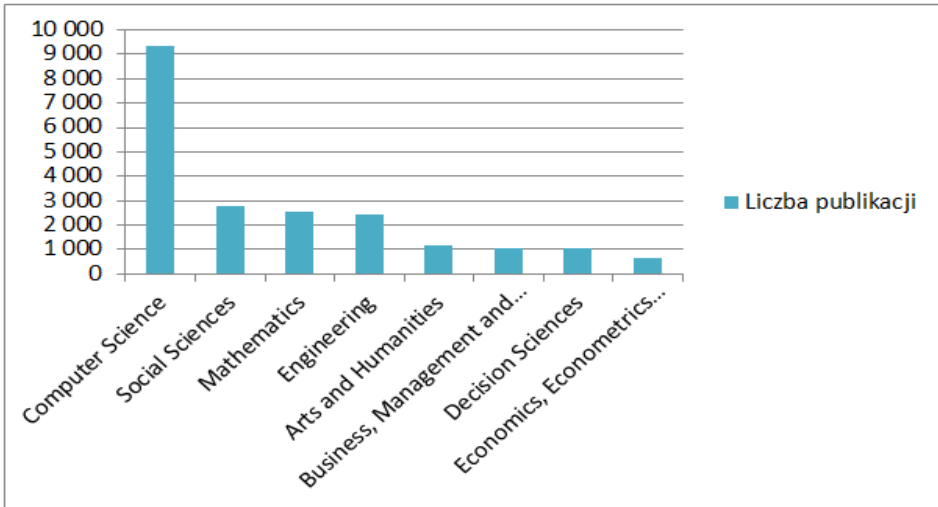
Źródło: opracowanie własne.

Z drugiej zaś strony, analizując publikacje indeksowane w bazie Scopus w tym samym okresie, można wyodrębnić różnorodne dziedziny naukowe, w których prowadzone są badania z wykorzystaniem tej metody. Przedstawiono je na rysunku 2.

Największa liczba publikacji dotyczy computer science. W tym obszarze zawarte są badania nad rozwojem i udoskonalaniem algorytmów Machine Learning, wykorzystywanych do przetwarzania nieustrukturyzowanych danych.



Rysunek 2. Liczba publikacji z zastosowaniem analizy sentymentu w podziale na dziedziny nauki



Źródło: opracowanie własne.

Z punktu widzenia celu niniejszej pracy przeanalizowano artykuły obejmujące trzy obszary: Social Sciences; Business, Management and Accounting oraz Economics, Econometrics and Finance. W syntetycznej formie opisy najciekawszych projektów badawczych zawarto w tabeli 1.

Dokonany przegląd aktualnych badań w obszarze nauk społecznych pokazuje, że w ostatnich latach analiza nastrojów ewoluowała: od analizy recenzji produktów/usług online do analizy komentarzy użytkowników w mediach społecznościowych na Twitterze i Facebooku. Jej zastosowania pojawiają się w kontekstach, takich, jak analiza opinii osób na temat różnych problemów, jak klęski żywiołowe [L. Zou i in. 2018, ss. 1422–1441], wydarzeń społecznych [Öztürk, Ayvaz 2017, ss. 136–147] i politycznych [Aich i in. 2017, ss. 10172–10176]. Pojawia się też wiele tematów poszerzających zakres wykorzystania analizy nastrojów, takich jak giełdy papierów wartościowych [Gilbert, Karahalios 2010; Bollen, Huina 2011; Ruan i in. 2018, ss. 207–218], kampanie wyborcze [Bagić Babac, Podobnik 2018, ss. 327–347], prognozowanie sprzedaży produktów [Liu i in. 2007, ss. 607–614].



Tabela 1. Przegląd aktualnych badań

| Autorzy | Źródło danych | Co badano | Wnioski |
|-----------------------------|---|---|---|
| N. Öztürk i S. Ayvaz (2017) | Twitter | Wyrażane uczucia w opiniach wobec syryjskiego kryzysu uchodźczego. Zebrało tweety w dwóch językach, w tureckim i angielskim. | Sentyment z tweetów z Turcji znacznie różni się (więcej pozytywnych) od sentymentu z tweetów napisanych w języku angielskim. |
| Y. Ruan i in. (2018) | Twitter Yahoo! Finance (dane finansowe) | Czy informacje o nastrojach na Twitterze mogą pomóc w analizie rynku akcji firmy? | Nastroje na Twitterze odzwierciedlają zwroty z akcji. |
| N. Antonio i in. (2018) | Opinie z Internetu (Booking i TripAdvisor) | Analizy opinii online oceny usług hotelarskich, uwzględniające recenzje w języku angielskim, hiszpańskim i portugalskim. | Kontekst kulturowy wywiera wpływ na opinie. Recenzje napisane w języku angielskim osiągają wyższe oceny w porównaniu do recenzji hiszpańskich lub portugalskich. |
| L. Zou i in. (2018) | Twitter | Wzorce aktywności na Twitterze podczas huraganu Sandy, w Stanach Zjednoczonych w 2012 r. | Wiedza z analizy danych z mediów społecznościowych może dostarczyć cennych informacji użytecznych w obszarze zarządzania kryzysowego (np. do zwiększenia odporności na klęski żywiołowe). |
| P. Tetlock i in. (2008) | Wall Street Journal (WSJ) i Dow Jones News Service (DJNS) | Badano, czy analizy danych tekstowych mogą być przydatne do przewidywania zysków księgowych i zysków z akcji przedsiębiorstw. | Fracje negatywnych słów dotyczących poszczególnych firm prognozują niskie dochody przedsiębiorstw. Ceny akcji przedsiębiorstw na krótko nie reagują na informacje zawarte w słowach negatywnych. |
| J. Bollen i M. Huina (2011) | Twitter | Czy nastroje użytkowników Twittera są skorelowane z wartością Dow Jones (Dow Jones Industrial Average, DJIA)? | Diagnoza nastroju w wymiarze binarnym (pozytywny i negatywny) nie wykazywały istotnej korelacji ze zmianami na giełdzie papierów wartościowych. Natomiast wielowymiarowa analiza nastrojów panujących wśród użytkowników Twittera, uwzględniająca kategorie: <i>spokojny, czujny, pewny, żywotny, dobry, szczęśliwy</i> , przewidywała zachowania indeksu aż w 87,6%. |



| | | | |
|-------------------------------------|-----------------------------|---|--|
| E. Gilbert i K. Karahalios (2010) | Posty ze strony LiveJournal | Czy emocje z blogów (niepokój, zmartwienie i strach) wpływają na przyszłe ceny giełdowe? | Wzrost wyrażenia lęku przewidują presję na obniżenie S & P 500 indeksów. |
| Y. Liu i in. (2007) | Blogi internetowe | Nastroje z blogów do prognozowania sprzedaży produktów. | Model prognozowania sprzedaży produktów odzwierciedla wpływ nastrojów. Na podstawie wcześniejszych wyników sprzedaży można prognozować przyszłe wyniki sprzedaży. |
| M. Bagić Babac i V. Podobnik (2018) | Facebook | Analiza postów publikowanych na Facebooku podczas kampanii wyborczej w 2015 r. w Chorwacji. | Wyniki wskazują, że komunikaty polityczne o pozytywnych emocjach wywołują pozytywną reakcję obywateli, podczas gdy treści neutralne są bardziej skłonne do wywoływania negatywnych komentarzy i krytyki oraz wspierania przeciwnika. Inną konsekwencją wyników jest to, że dwukierunkowa i tolerancyjna komunikacja aktorów politycznych zwiększa zaangażowanie obywateli, podczas gdy komunikacja jednokierunkowa go zmniejsza. |
| S. Aich i in. (2017) | Twitter | Analiza oparta na nastrojach społeczności Twitter na zmianę polityczną w Korei Południowej. | Stwierdzono istotną korelację między wynikiem nastrojów tweetów a indeksem finansowym, który pokazuje wpływ na gospodarkę kraju. |

Źródło: opracowanie własne.

Choć niektórzy badacze poszukiwali korelacji nastrojów użytkowników social media np. z wartością indeksu Dow Jones czy ich wpływu na przyszłe ceny giełdowe, to nie odnaleziono badania podobnego do wykonanego w niniejszej pracy. Pewne podobieństwa w zakresie oddziaływania frakcji negatywnego sentymentu można odnaleźć w pracy Tetlock i in. [2008], w którym badano, czy analizy danych tekstowych mogą być przydatne do przewidywania zysków księgowych i zysków z akcji przedsiębiorstw.

Skoro negatywne emocje z blogów wpływają na przyszłe ceny giełdowe akcji przedsiębiorstw [Gilbert, Karahalios 2010], a nastroje na Twitterze odzwierciedlają zwroty z akcji [Ruan i in. 2018], zdecydowano się na poszukiwanie oddziaływania wydzwięku opinii uzyskanych z postów Facebooka na fi-



nansowe wskaźniki przedsiębiorstwa. W podpunktach kolejnej sekcji opisano podejście zastosowane w badaniu.

Metodyka badania

Adidas jako podmiot badania

Niemiecka firma Adidas jest jedną z najbardziej rozpoznawalnych marek na świecie, zajmujących się produkcją obuwia i odzieży sportowej. Jej historia rozpoczęła się w 1924 roku, kiedy bracia Adolf i Rudolf Dasslerowie założyli fabrykę obuwia o nazwie *Gebrüder Dassler Schuhfabrik*. W wyniku rodzinnych nieporozumień w 1948 r. przedsiębiorstwo uległo podziałowi na dwie spółki akcyjne, a tę kierowaną przez Adolfa Dasslera nazwano Adidas. Od tamtej pory, mimo licznych kontrowersji i skandali, jakie łączą się z tym przedsiębiorstwem, Adidas znajduje się w czołówce światowych firm z branży sportowej i cały czas doskonale prosperuje, udowadniając to wysokimi notowaniami swoich akcji na giełdzie.

Liczne sukcesy i długotrwała fala popularności marki Adidas na światowym rynku stanowią przesłanki zainteresowania tym podmiotem i zdecydowały o jego wyborze do badania.

Gromadzenie materiału badawczego i zastosowane metody

Materiał badawczy stanowiły zebrane posty użytkowników Facebooka (wyłącznie w języku angielskim) na temat firmy Adidas, opublikowane w okresie od 1 października 2014 do 30 września 2017 roku. Pozyskano i przebadano 137 863 postów z Facebooka, które zostały pogrupowane na dwanaście okresów odpowiadających kolejnym kwartałom (od IVQ 2014 do IIIQ 2017). Materiał badawczy, stanowiący dane tekstowe, został zebrany i przetworzony za pomocą komercyjnego oprogramowania ProSuite. Jest to program dostarczający zaawansowanych narzędzi do przeprowadzenia pełnej i dogłębnej analizy danych, składający się z następujących modułów [Provalis Research 2019]:

- QDA Miner – jakościowa analiza danych,
- WordStat – analiza treści i eksploracja tekstu,
- SimStat – analiza statystyczna.

Do eksploracji nieustrukturyzowanych danych tekstowych pozyskanych z Facebooka zastosowano metodę analizy sentymentu. Analizę sentymentu wykonano w oparciu o metodę słownikową. Wykorzystano słownik WordStat Sentiment.CAT, zawierający ponad 9 164 negatywnych i 4 847 pozytywnych wzorców słów. Daje on możliwość klasyfikacji tekstu w kategorie takie, jak



pozytywne, negatywne oraz słowa neutralne, które mogą być zignorowane, bo nie wnoszą wartości do analizy. Ekstrakcja sentymentu do negatywnego wydźwięku jest przeprowadzana z uwzględnieniem poniższych reguł klasyfikacji:

- słowa negatywne niepoprzedzone zaprzeczeniem w ciągu trzech słów w tym samym zdaniu,
- słowa pozytywne poprzedzone negacją w ciągu trzech słów w tym samym zdaniu.

Zasady pozytywnego sentymentu są następujące:

- słowa pozytywne, które nie zostały poprzedzone negacją,
- wyrażenia negatywne po negacji.

Analiza sentymentu została wykonana zgodnie z etapami przedstawionymi na rysunku 3.

Rysunek 3. Etapy procesu badania analizy sentymentu



Źródło: Baj-Rogowska 2017, ss. 391–395.

Aby zrealizować cel pracy, czyli zbadać, czy rozkład opinii uzyskany z badania analizy sentymentu jest skorelowany z wynikami finansowymi przedsiębiorstwa, ustalono, iż będą analizowane następujące zmienne:

- x , czyli **zysk /strata brutto** (ang. *gross profit / loss*);
- y , czyli **wynik na działalności operacyjnej – EBIT** (ang. *operating result - EBIT*);
- z , czyli **zysk/strata netto** (ang. *net profit/earnings/loss*).

Podmioty takie jak Adidas, publikują wyżej wymienione wskaźniki co kwartał w swoich sprawozdaniach finansowych. Dane te pozyskano dzięki analizie sprawozdań finansowych firmy Adidas.

Na podstawie zgromadzonych danych obliczono zależności korelacyjne pomiędzy zmiennymi (współczynniki korelacji liniowej Pearsona). Interpretację na temat siły korelacji (r) oparto na klasyfikacji według J.P. Guilforda [1965]:

- $|r| = 0$ – brak korelacji,
- $0,0 < |r| \leq 0,1$ – korelacja nikła,
- $0,1 < |r| \leq 0,3$ – korelacja słaba,
- $0,3 < |r| \leq 0,5$ – korelacja przeciętna,
- $0,5 < |r| \leq 0,7$ – korelacja wysoka,

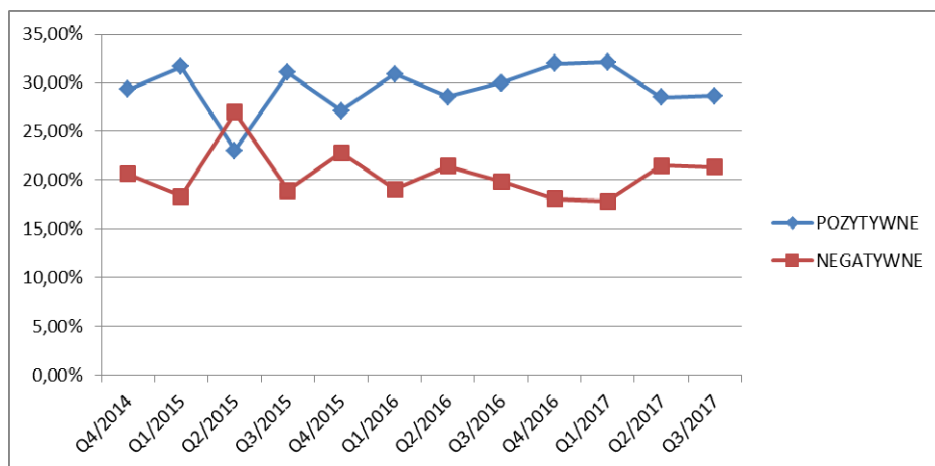


- $0,7 < |r| \leq 0,9$ – korelacja bardzo wysoka,
- $0,9 < |r| < 1,0$ – korelacja niemal pełna,
- $|r| = 1$ – korelacja pełna.

Wyniki

Zgodnie z celem pracy, dokonano analizy sentymentu danych pobranych dla każdego kwartału w badanym okresie. W efekcie otrzymano wyniki, które zwizualizowano na rysunku 4.

Rysunek 4. Procentowy rozkład opinii użytkowników Facebooka na temat firmy Adidas



Źródło: opracowanie własne.

Pozyskane ze sprawozdań finansowych dane w zakresie trzech zmiennych zawarto w tabeli 2. Obliczone korelacje między badanymi zmiennymi przedstawiono w tabeli 3.

Tabela 2. Wyniki finansowe firmy Adidas w 12 kwartałach (wartości w mln €)

| | 4Q 2014 | 1Q 2015 | 2Q 2015 | 3Q 2015 |
|--|---------|---------|---------|---------|
| Zysk brutto | 1 532 | 2 008 | 1 889 | 2 304 |
| Wynik na działalności operacyjnej (EBIT) | -44 | 345 | 234 | 505 |
| Zysk netto | -312 | 223 | 147 | 314 |



| | 4Q 2015 | 1Q 2016 | 2Q 2016 | 3Q 2016 |
|--|---------|---------|---------|---------|
| Zysk brutto | 1 966 | 2 358 | 2 159 | 2 574 |
| Wynik na działalności operacyjnej (EBIT) | -24 | 490 | 414 | 563 |
| Zysk netto | -44 | 351 | 291 | 387 |
| | 4Q 2016 | 1Q 2017 | 2Q 2017 | 3Q 2017 |
| Zysk brutto | 2 288 | 2 790 | 2 437 | 1 647 |
| Wynik na działalności operacyjnej (EBIT) | 23 | 632 | 511 | 399 |
| Zysk netto | -10 | 456 | 159 | 415 |

Źródło: opracowanie własne.

Tabela 3. Siła korelacji pomiędzy zmiennymi

| Korelacja | Pozytywne opinie | Negatywne opinie |
|---|------------------|------------------|
| Zysk brutto | 0,461884 | -0,466651 |
| Wynik na działalności operacyjnej (EBIT) | 0,285854 | -0,287212 |
| Zysk netto | 0,230728 | -0,231226 |

Źródło: opracowanie własne.

Na poziomie istotności 0,1 zweryfikowano hipotezy o dodatnim/ujemnym związku między komentarzami (pozytywnymi i negatywnymi) oraz trzema wskaźnikami finansowymi. Nie wszystkie zidentyfikowane związki są statystycznie istotne ($t_{0,1;10} \approx 1,37218$). Wartości obliczonych statystyk testowych podano w tabeli 4.

Tabela 4. Wartości statystyk testowych t-studenta pomiędzy zmiennymi

| Statystyki t-student | Pozytywne opinie | Negatywne opinie |
|---|------------------|------------------|
| Zysk brutto | 1,64679 | -1,6685 |
| Wynik na działalności operacyjnej (EBIT) | 0,94331 | -0,9482 |
| Zysk netto | 0,74986 | -0,7516 |

Źródło: opracowanie własne.

Dyskusja

W szerokim ujęciu w niniejszym badaniu poszukuje się odpowiedzi na pytanie, czy publikowane opinie użytkowników mediów społecznościowych na temat firmy oddziałują na jej wyniki finansowe. Innymi słowy, czy rozkład opi-



nii uzyskany z badania analizy sentymentu (w podziale na frakcje pozytywne i negatywne) jest skorelowany z dochodami przedsiębiorstwa.

Empiryczne wyniki analizy wskazują na istnienie zależności między sentymentem opinii a osiąganymi wynikami finansowymi przedsiębiorstwa. Przy czym: testowany statystycznie związek między zyskiem brutto i pozytywnymi oraz odpowiednio negatywnymi opiniami jest statystycznie istotny i nie wynika z przyczyn losowych, tylko między zmiennymi istnieje zależność o charakterze przyczynowo-skutkowym. Natomiast testy istotności współczynnika korelacji dla wyniku na działalności operacyjnej (EBIT) i zysku netto nie wykazały związków statystycznie istotnych. Z przeprowadzonego badania można wyciągnąć następujące wnioski:

1. Występuje dodatnia, statystycznie istotna korelacja pomiędzy pozytywnymi opiniami a zyskiem brutto oraz ujemna korelacja pomiędzy negatywnymi opiniami a zyskiem brutto.
2. Siła tej korelacji w odniesieniu do zysku brutto jest na poziomie przeciętnym.
3. Wraz ze wzrostem pozytywnych opinii rośnie wartość zysku brutto, natomiast wzrostowi negatywnych opinii towarzyszy spadek zysku brutto przedsiębiorstwa;
4. Zmienność zysku brutto jest wyjaśniana: w 21% zmiennością liczby pozytywnych postów (współczynnik determinacji = 0,2133), natomiast w 22% zmiennością liczby negatywnych postów (współczynnik determinacji = 0,2177). Negatywne opinie nieco silniej oddziałują na dochód przedsiębiorstwa niż pozytywne wypowiedzi.

Prezentowane powyżej wnioski z badania wydają się oczywiste i logiczne, jednakże wymagały empirycznej walidacji. Podobne wyniki otrzymali P. Teltlock i in. [2008, ss. 1437–1467] w zakresie oddziaływania frakcji słów negatywnych w wiadomościach tekstowych dotyczących przewidywania niskich dochodów przedsiębiorstw.

Biorąc pod uwagę fakt, że media społecznościowe stały się wirtualnym miejscem spotkań klientów z marką, produktem bądź z usługami, badanie pokazuje, że w trosce o przyszłe dochody przedsiębiorstwa powinny zarządzać swoim wizerunkiem i monitorować treści generowane przez cyfrowe społeczności. Proces ten nazywany jest *social listeningiem*. Jego istotą jest bieżące monitorowanie (wyszukiwanie i analizowanie pod względem ilościowym i jakościowym) treści publikowanych online przez klientów przedsiębiorstwa. Pozyskuje się w ten sposób wartościową wiedzę, która umożliwia zwinne zarządzanie, wychodzące naprzeciw oczekiwaniom klientów firmy. Można



wykryć sytuacje kryzysowe i bardzo szybko reagować prewencyjnie, aby zapobiegać eskalacji zidentyfikowanych problemów.

Podsumowując, opinie klientów, stanowiące nieustrukturyzowane dane, publikowane w mediach społecznościowych, stały się ogromnym źródłem informacji. Algorytmy *text miningu* (eksploracji tekstu) określają sentyment każdej opinii użytkownika. Dzięki *social listeningowi*, wspartemu odpowiednią strategią komunikacyjną, można pozyskać negatywne wzmianki i szybko zapobiec kryzysowi, zanim w pełni się rozwinie. Te działania z pewnością się opłacą z uwagi na kształtowanie pozytywnego obrazu marki, ale również, jak pokazało badanie, zaowocują lepszym wynikiem finansowym przedsiębiorstwa.

Przeprowadzone badanie posiada również pewne ograniczenia. Wśród nich należy wymienić np. pomiar wartości tylko dla 12 kwartałów czy analizy przeprowadzone tylko dla jednej firmy. W kolejnych pracach autorka zamierza kontynuować ten temat w znacznie poszerzonej skali.

Zakończenie

Facebook został uznany za kluczowy kanał społecznościowy wykorzystywany w biznesie przez marketerów w 2018 roku. W celu budowania relacji z klientem i prowadzenia działań marketingowych, korzysta z niego aż 96% badanych respondentów [Raport State of Social 2018]. Nieustannie przyciąga on dużą liczbę użytkowników dzielących się opiniami i przemyśleniami, nawiązujących indywidualne relacje z marką. Wymienione przesłanki wpłynęły na decyzję wyboru tej platformy do pozyskania danych do badania.

Tworząc profil w takim serwisie, firma informuje, że jest zaangażowana w budowanie pozytywnych relacji z otoczeniem i będzie reagować na oczekiwania swoich klientów. Aby im sprostać, musi prowadzić nieustanne działania monitorujące. Ten wysiłek się opłaci, gdyż jak pokazały wyniki podjętego w pracy badania, pozytywne opinie na temat firmy przyniosą jej większe zyski brutto.

Należy podkreślić, że jest to pierwsze badanie, w którym poszukuje się oddziaływania wydźwięku publikowanych w mediach społecznościowych opinii użytkowników na temat firmy na osiągnięte wyniki finansowe przez przedsiębiorstwo. Wartością tej pracy jest wykazanie statystycznie istotnych związków między zmiennymi, a mianowicie że:

- wraz ze wzrostem pozytywnych opinii o firmie rośnie wartość zysku brutto;
- wzrostowi negatywnych opinii towarzyszy spadek zysku brutto przedsiębiorstwa.



Wiedza ta jest użyteczna dla przedsiębiorców, którzy powinni mieć świadomość, że monitorowanie mediów społecznościowych (*social listening*) staje się niezbędnym działaniem współczesnej firmy, a jej pozytywny obraz w oczach klientów z pewnością przełoży się na większe dochody.

Bibliografia

- Aich S., Choi K.W., Kim H.C. (2017), *An approach to investigate the impact of political change on the economy of South Korea using twitter sentiment analysis*, „Advanced Science Letters”, ss. 10172–10176.
- Antonio N., de Almeida A., Nunes L., Batista F., Ribeiro R. (2018), *Hotel online reviews: different languages, different opinions*, „Information Technology & Tourism”, 18 (1-4), ss. 157–185. doi: 10.1007/s40558-018-0107-x.
- Bagić Babac M., Podobnik V. (2018), *What social media activities reveal about election results? The use of Facebook during the 2015 general election campaign in Croatia*, „Information Technology and People”, ss. 327–347.
- Baj-Rogowska A. (2017), *Sentiment Analysis of Facebook Posts: the Uber case*, The proceedings of 2017 IEEE Eighth International Conference on Intelligent Computing and Information Systems (ICICIS'17), ISSN: 1687-1103, Cairo, Egypt, ss. 391–395.
- Bollen J., Huina M. (2011), *Twitter mood as a stock market predictor*, „Computer”, vol. 44, ss. 91–94.
- Ekman P. (1993), *Facial Expression and Emotion*, „American Psychologist”, vol. 48, ss. 384–392.
- Gilbert E., Karahalios K. (2010), *Widespread Worry and the Stock Market*, Proceedings of the International Conference on Weblogs and Social.
- Guilford J.P. (1965), *Fundamental Statistics in Psychology and Education*, New York.
- Liu Y., Huang X., An A., Yu X. (2007), *ARSA: a sentiment-aware model for predicting sales performance using blogs*, ACM, New York, NY, USA, ss. 607–614.
- Medhat W., Hassan A., Korashy H. (2014), *Sentiment analysis algorithms and applications: A survey*, „Ain Shams Engineering Journal”, 5, ss. 1093–1113.
- Öztürk N., Ayvaz S. (2017), *Sentiment Analysis on Twitter: A Text Mining Approach to the Syrian Refugee Crisis*, „Telematics and Informatics”, doi: <https://doi.org/10.1016/j.tele.2017.10.006>, ss. 136–147.
- Provalis Research (2019), *ProSuite*, <https://provalisresearch.com/products/qualitative-data-analysis-software/>, dostęp: 12.01.2019.
- Raport State of Social (2018), <https://drive.google.com/file/d/1Kc3uwCSNWAq3d3mUTASL5z4YPQ5jsX4p/view>, dostęp: 4.02.2019.
- Ruan Y., Durresi A., Alfantoukh L. (2018), *Using Twitter trust network for stock market analysis*, „Knowledge-Based Systems”, 145, ss. 207–218. doi:10.1016/j.knsys.2018.01.016.



Tetlock P.C., Saar-Tsechansky M., Macskassy S. (2008), *More than words: Quantifying language to measure firms' fundamentals*, „The Journal of Finance”, 63, ss. 1437–1467.

Zou L., Lam N.S.N., Cai H., Qiang Y. (2018), *Mining Twitter Data for Improved Understanding of Disaster Resilience*, „Annals of the American Association of Geographers”, 108 (5), ss. 1422–1441. doi:10.1080/24694452.2017.1421897.

