POLITECHNIKA ŚLĄSKA W GLIWICACH
WYDZIAŁ INŻYNIERII BIOMEDYCZNEJ

Metody komputerowego wspomagania diagnostyki osób z zaburzeniami odżywiania wykorzystujące analizę wydźwięku

— ROZPRAWA DOKTORSKA—

AUTOR
mgr inż. Klaudia Barańska

PROMOTOR
prof. dr hab. inż. Dominik Spinczyk

Zabrze 2026

Podziękowania

Chciałabym serdecznie podziękować wszystkim osobom, które wspierały mnie podczas pracy nad niniejszą rozprawą doktorską.

Szczególne podziękowania kieruję do mojego Promotora, prof. Dominika Spinczyka, za opiekę naukową, życzliwość, poświęcony czas oraz wsparcie na kolejnych etapach powstawania pracy. Dziękuję za cenne wskazówki, motywację w chwilach zwątpienia i mobilizowanie mnie do dalszego działania.

Dziękuję również wszystkim osobom, z którymi miałam okazję współpracować podczas realizacji badań, za przekazaną wiedzę, pomoc merytoryczną oraz wiele wartościowych i inspirujących rozmów.

Szczególne miejsce w tych podziękowaniach zajmują moja Mama i Siostra. Dziękuję Wam za cierpliwość, wyrozumiałość i wsparcie, a przede wszystkim za to, że przez cały ten czas zawsze mogłam na Was liczyć. Za dobre słowo w trudniejszych chwilach i za wspólną radość z każdego kolejnego etapu tej drogi.

Dziękuję także moim Przyjaciołom za obecność, rozmowy, motywację i chwile wytchnienia. Szczególnie dziękuję Ance — za to, że była obok przez cały ten czas, za niezliczone rozmowy, wsparcie i podnoszenie mnie na duchu wtedy, gdy najbardziej tego potrzebowałam, nawet z drugiego końca świata.

Wasza obecność i wsparcie miały dla mnie ogromne znaczenie. Bez Was ta droga byłaby znacznie trudniejsza.

Spis treści

Streszczenie 1

Abstract 3

1. Wprowadzenie 5
1.1 Zaburzenia odżywiania 6
1.1.1 Jadłowstręt psychiczny (anoreksja) 11
1.1.2 Regulacja emocji w kontekście zaburzeń odżywiania 15
1.2 Przetwarzanie języka naturalnego 19
1.2.1 Analiza wydźwięku i emocji 19
1.3 Cel i teza pracy 21
1.4 Zakres badań 21
1.5 Układ pracy 22

2. Przegląd stanu wiedzy 25
2.1 Odzwierciedlenie stanu człowieka przez jego emocje 25
2.2 Przegląd stanu wiedzy dot. metod generowania osadzeń 29
2.2.1 Statystyczne metody reprezentacji i osadzania tekstu 30
2.2.2 Osadzenia słów oparte na sieciach neuronowych 34
2.2.3 Osadzenia kontekstualne 35
2.3 Metody oceny i analizy emocji 38
2.4 Podsumowanie stanu wiedzy i uzasadnienie przeprowadzania analizy emocji z tekstów 45

3. Materiał badawczy i metodyka badań 47
3.1 Materiał badawczy 47
3.1.1 Notatki tekstowe 47
3.1.2 Słownik bazowy 48
3.2 Metodyka badań 48
3.2.1 Przetwarzanie wstępne 49
3.2.2 Generowanie osadzeń słów 51
3.2.3 Zaproponowana metoda określenia natężenia emocji 58

4. Rezultaty 63
4.1 Wyniki otrzymane dla wygenerowanych zdań syntetycznych 65
4.2 Modele neuronowe typu Skip-gram 69
4.2.1 Skip-gram z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem . . . 69
4.2.2 Skip-gram z warstwą Embedding i pełnym softmaxem . . . 75
4.2.3 Skip-gram z warstwą Embedding i Negative Sampling . . . 83
4.3 Modele typu Transformer wykorzystujące mechanizmy uwagi . . . 88
4.3.1 Model Polbert uncased 89
4.3.2 Model Polbert cased 92
4.4 Wyniki na innych zbiorach danych 92
4.4.1 Zbiór notatek pacjentów nowotworów głowy i szyi 92
4.4.2 Zbiór notatek pacjentów z otyłością lub nadwagą 95

5. Dyskusja i Podsumowanie 99
5.1 Interpretacja wyników 99
5.2 Podsumowanie 111
5.3 Ograniczenia metody 113
5.4 Dalsze kierunki 114

A. Szczegółowe wyniki przeprowadzonych analiz statystycznych 115

B. Opublikowane prace 135

Bibliografia 156

Spis rysunków

1.1 Podział zaburzeń odżywiania w klasyfikacjach ICD-10, DSM-5 i ICD-11. 10
1.2 Schematyczne przedstawienie mechanizmu podtrzymywania jadłowstrętu psychicznego [60]. 13

2.1 Wizualizacja czterech najczęściej wykorzystywanych modeli emocji, źródło: [190], rys. 2. 26
2.2 Graficzne przedstawienie osadzeń słów na przykładzie 2 wymiarów. 30
2.3 Schematyczne przedstawienie architektury modeli Word2Vec, opracowane na podstawie [122, 153], ... 36
2.4 Schemat uproszczonej architektury modelu transformerowego opracowany na podstawie [30, 178]. 38

3.1 Schemat autorskiej metody oceny emocjonalnej notatek tekstowych. 49
3.2 Wykres radarowy profili emocjonalnych osób chorych i zdrowych bazujący wyłącznie na słowniku NAWL-BE. 50
3.3 Histogram emocji dominujących wśród słów zawartych w NAWL-BE. 51

4.1 Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem dla zdań bez lematyzacji. 70
4.2 Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych bez lematyzacji. 71
4.3 Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych bez lematyzacji. 73
4.4 Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem dla zdań po lematyzacji. 74
4.5 Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych po lematyzacji. 75

4.6 Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych po lematyzacji. 76

4.7 Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem dla zdań bez lematyzacji. 77

4.8 Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych bez lematyzacji. 78

4.9 Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych bez lematyzacji. 80

4.10 Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem dla zdań po lematyzacji. 81

4.11 Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych po lematyzacji. 82

4.12 Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych po lematyzacji. 83

4.13 Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling dla zdań bez lematyzacji. 84

4.14 Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych bez lematyzacji. 85

4.15 Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych bez lematyzacji. 87

4.16 Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling dla zdań po lematyzacji. 88

4.17 Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych po lematyzacji. 89

4.18 Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych po lematyzacji. 90
4.19 Wykres radarowy przedstawiający profile emocjonalne pacjentów z AN oraz osób z grupy kontrolnej, wyznaczone z wykorzystaniem modelu transformerowego Polbert uncased. 91
4.20 Wykres radarowy przedstawiający profile emocjonalne pacjentów z AN oraz osób z grupy kontrolnej, wyznaczone z wykorzystaniem modelu transformerowego Polbert cased. 93
4.21 Profile emocjonalne pacjentów w zależności od stadium choroby, w tym w momencie diagnozy (I stadium), stadium leczenia (II stadium) i opieki paliatywnej (paliatywnej) (a). Profile emocjonalne pacjentów z wyraźnymi zmianami w przebiegu choroby (b). 95

Spis tabel

3.1 Liczba par słowo–kontekst wygenerowanych dla poszczególnych ustawień modelu Skip-gram (wariant drugi i trzeci). 54
3.2 Parametry uczenia modeli Skip-gram dla analizowanych konfiguracji (wariant drugi i trzeci). 54

4.1 Wyniki walidacji najlepszych konfiguracji modeli Skip-gram. 67
4.2 Wyniki walidacji modeli transformerowych Polbert. 69
4.3 Wyniki analizy statystycznej różnic w natężeniu emocji między grupą chorych a grupą kontrolną dla modelu Polbert uncased. . . . 91
4.4 Wyniki analizy statystycznej różnic w natężeniu emocji między grupą chorych a grupą kontrolną dla modelu Polbert cased. 92
4.5 Wpływ czasu na natężenie analizowanych emocji w modelach liniowych z efektami mieszanymi. 98

A.1 Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, bez lematyzacji. 116
A.2 Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, z lematyzacją. 119
A.3 Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z warstwą Embedding i pełnym softmaxem, bez lematyzacji. 122
A.4 Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z warstwą osadzeń i pełnym softmaxem, z lematyzacją. 125
A.5 Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z warstwą osadzeń i Negative Sampling, bez lematyzacji. 128
A.6 Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z warstwą osadzeń i Negative Sampling, z lematyzacją. 131

Spis skrótów i oznaczeń

ED	ang. Eating Disorder, pl. Zaburzenia odżywiania
AN	ang. Anorexia Nervosa, pl. Jadłowstręt psychiczny (anoreksja)
BN	ang. Bulimia Nervosa, pl. Żarłoczność psychiczna
DSM-5	ang. Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, 5th Edition
ICD-10	ang. International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems, 10th Edition
ICD-11	ang. International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems, 11th Edition
NICE	ang. National Institute for Health and Care Excellence
APA	ang. American Psychiatric Association
WHO	ang. World Health Organization, pl. Światowa Organizacja Zdrowia
AACAP	ang. American Academy of Child & Adolescent Psychiatry
CBT-E	ang. Cognitive Behaviour Therapy – Enhanced
FBT	ang. Family-Based Treatment
BMI	ang. Body Mass Index
NLP	ang. Natural Language Processing, pl. Przetwarzanie Języka Naturalnego
NAWL	ang. Nencki Affective Word List
NAWL-BE	ang. Nencki Affective Word List - Basic Emotions
BAWL-R	ang. The Berlin Affective Word List Reloaded
BoW	ang. Bag-of-Words

TF-IDF	ang. Term Frequency-Inverse Document Frequency
CBOW	ang. Continuous Bag-of-Words
CRH	ang. Corticotropin-Releasing Hormone, pl. Kortykoliberyna
CBT-ED	ang. Cognitive Behavioral Therapy for Eating Disorders
MANTRA	ang. Maudsley Model of Anorexia Nervosa Treatment for Adults
SSCM	ang. Specialist Supportive Clinical Management
FT-AN	ang. Family Therapy for Anorexia Nervosa
FBT	ang. Family-based treatment
NER	ang. Named Entity Recognitiong, pl. Rozpoznawanie Nazwanych Jednostek
BET	ang. Basic Emotion Theory, pl. Teoria Emocji Podstawowych
PMI	ang. Pointwise Mutual Information
PPMI	ang. Positive Pointwise Mutual Information
HAL	ang. Hyperspace Analogue to Language
LSA	ang. Latent Semantic Analysis
PLSA	ang. Probabilistic Latent Semantic Analysis
LDA	ang. Latent Dirichlet Allocation
BERT	ang. Bidirectional Encoder Representations from Transformers
PANAS	ang. Positive and Negative Affect Schedule
SUPIN	ang. Skala Uczuć Pozytywnych i Negatywnych
SPANE	ang. Scale of Positive and Negative Experience
UMACL	ang. UWIST Mood Adjective Checklist
DEQ	ang. Discrete Emotions Questionnaire
DES	ang. Differential Emotions Scale
MEQ	ang. Multidimensional Emotion Questionnaire
TRE	pl. Test Rozumienia Emocji
DINEMO	pl. Dwuwymiarowy Inwentarz Inteligencji Emocjonalnej

TIE	pl. Test Inteligencji Emocjonalnej
GERT	ang. Geneva Emotion Recognition Test
SENA	hiszp. Sistema de Evaluación de Niños y Adolescentes, ang. System for the Assessment of Children and Adolescents
DERS	ang. Difficulties in Emotion Regulation Scale
MAIA	ang. Multidimensional Assessment of Interoceptive Awareness
EDI	ang. Eating Disorder Inventory
TAS	ang. Toronto Alexithymia Scale
EES	ang. Emotional Eating Scale
MAE	ang. Mean Absolute Error, pl. Średni błąd bezwzględny
RMSE	ang. Root Mean Square Error, pl. Pierwiastek błędu średniokwadratowego
CI	ang. Confidence Interval , pl. Przedział Ufności
SE	ang. Standard Error, pl. Błąd Standardowy

Streszczenie

Zaburzenia odżywiania stanowią złożoną grupę zaburzeń, w których istotną rolę odgrywają aleksytymia oraz trudności w regulacji emocji. Metody przetwarzania języka naturalnego przy wykorzystaniu odpowiednich technik stwarzają możliwość pozyskania informacji o aktualnym stanie emocjonalnym z wypowiedzi tekstowych pacjentów.

Celem rozprawy było opracowanie i ocena metody umożliwiającej estymację profili emocjonalnych uwzględniających natężenie pięciu podstawowych emocji: radości, smutku, strachu, złości i wstrętu w polskojęzycznych wypowiedziach tekstowych. Dodatkowym celem było sprawdzenie, czy uzyskane profile emocjonalne pozwalają na różnicowanie wypowiedzi osób z jadłowstrętem psychicznym od wypowiedzi osób należących do grupy kontrolnej. Praca koncentrowała się na analizie wypowiedzi tekstowych dziewcząt i młodych kobiet w okresie adolescencji chorujących na jadłowstręt psychiczny i zdrowych kontroli. Podstawę oceny emocji stanowił słownik NAWL-BE, który rozszerzano o słowa występujące w analizowanych wypowiedziach z wykorzystaniem osadzeń słów. Do generowania osadzeń słów zastosowano różne warianty modeli Skip-gram oraz modele Polbert cased i uncased. Analizy przeprowadzono zarówno dla tekstów bez lematyzacji, jak i po lematyzacji. Opracowana metodyka obejmowała przetwarzanie tekstu, wyznaczanie reprezentacji słów, rozszerzanie słownika NAWL-BE oraz agregację wyników na poziomie całych wypowiedzi. W ramach modeli Skip-gram zastosowano dwa warianty uczenia: pełny softmax oraz Negative Sampling. Dla wariantu z pełnym softmaxem porównano dodatkowo dwa sposoby reprezentacji słów: kodowanie one-hot oraz reprezentację opartą na warstwie osadzeń. W przypadku modeli Skip-gram przeprowadzono eksperymenty dla różnych długości wektorów osadzeń oraz różnych szerokości okna kontekstowego. Dodatkowo dla modeli wykorzystujących pełny softmax z warstwą osadzeń oraz Negative Sampling przeprowadzono dobór parametrów procesu uczenia, obejmujący rozmiar wsadu i współczynnik uczenia. Do dalszych analiz wybierano konfiguracje charakteryzujące się najniższą wartością funkcji straty na zbiorze walidacyjnym.

Wstępną walidację zaproponowanej metodyki przeprowadzono na zbiorze syntetycznym, dla którego znane były referencyjne wartości natężenia poszczególnych emocji. W pracy przedstawiono modele, które najdokładniej odwzorowały referencyjne wartości natężeń poszczególnych emocji. Badanie przeprowadzone na właściwym zbiorze danych obejmowało ocenę zdolności poszczególnych mo-

deli do różnicowania grupy osób z jadłowstrętem psychicznym i grupy kontrolnej. Uzyskane wyniki zestawiono następnie z rezultatami walidacji na danych syntetycznych, aby sprawdzić, czy modele najdokładniej odwzorowujące referencyjne wartości natężenia emocji jednocześnie najsilniej różnicowały analizowane grupy. Nie stwierdzono jednak, aby modele najlepiej odwzorowujące wartości referencyjne na danych syntetycznych były jednocześnie modelami najsilniej różnicującymi profile emocjonalne obu grup. Niezależnie od zastosowanego sposobu reprezentacji słów uzyskano spójny kierunek różnic pomiędzy analizowanymi grupami. W wypowiedziach osób z grupy kontrolnej obserwowano wyższe natężenie radości, natomiast w grupie osób z jadłowstrętem psychicznym wyższe wartości smutku, strachu, złości i wstrętu. Zgodność tego profilu obserwowano zarówno w modelach opartych na Skip-gram, jak i w obu wariantach modelu Polbert.

Uzyskane wyniki wskazują, że wykorzystane metody przetwarzania języka naturalnego mogą być wykorzystane do ilościowej estymacji profili emocjonalnych wyrażanych w polskojęzycznych wypowiedziach osób z zaburzeniami odżywiania. Opracowana metodyka pozwala na identyfikację różnic w profilach emocjonalnych pomiędzy osobami z jadłowstrętem psychicznym a osobami zdrowymi i może stanowić podstawę dalszych badań nad narzędziami komputerowego wspomagania diagnostyki psychologicznej zaburzeń odżywiania. Metoda powinna być traktowana jako narzędzie wspomagające analizę kliniczną, a nie jako zamiennik profesjonalnej oceny psychologicznej lub psychiatrycznej.

Abstract

Eating disorders constitute a complex group of conditions in which alexithymia and difficulties in emotion regulation play an important role. Natural language processing methods, when combined with appropriate analytical techniques, provide an opportunity to extract information about patients' current emotional states from their written statements.

The aim of this dissertation was to develop and evaluate a method for estimating emotional profiles reflecting the intensity of five basic emotions: happiness, sadness, fear, anger, and disgust, in Polish-language written statements. An additional objective was to determine whether the obtained emotional profiles could differentiate statements produced by individuals with anorexia nervosa from those produced by individuals in a control group.

The study focused on the analysis of written statements provided by adolescent girls and young women with anorexia nervosa and by healthy controls. Emotion assessment was based on the NAWL-BE lexicon, which was extended with words occurring in the analysed statements using word embeddings. Different variants of Skip-gram models, as well as cased and uncased Polbert models, were used to generate word embeddings. The analyses were conducted both on non-lemmatised and lemmatised texts. The developed methodology included text preprocessing, generation of word representations, extension of the NAWL-BE lexicon, and aggregation of results at the level of entire statements. Two training approaches were applied within the Skip-gram models: full softmax and Negative Sampling. For the full-softmax variant, two additional approaches to word representation were compared: one-hot encoding and an embedding-layer-based representation. Skip-gram experiments were conducted using different embedding dimensions and context-window sizes. In addition, for models using full softmax with an embedding layer and for models using Negative Sampling, training parameters were optimised, including batch size and learning rate. Configurations with the lowest validation loss were selected for further analyses.

The proposed methodology was initially validated on a synthetic dataset for which reference values of individual emotion intensities were known. The study presents the models that most accurately reproduced the reference intensity values for each emotion. The analysis performed on the target dataset assessed the ability of individual models to differentiate between the anorexia nervosa group and the control group. The obtained results were subsequently compared with

the outcomes of the synthetic-data validation to determine whether the models that most accurately reproduced the reference emotion-intensity values also provided the strongest differentiation between the two groups. However, the models that achieved the best agreement with the reference values on the synthetic dataset were not found to be the same models that most strongly differentiated the emotional profiles of the two groups. Regardless of the word representation method applied, a consistent direction of differences between the analysed groups was observed. Statements from the control group were characterised by higher happiness intensity, whereas statements from individuals with anorexia nervosa showed higher levels of sadness, fear, anger, and disgust. This emotional profile was consistent across both the Skip-gram-based models and the two Polbert variants.

The obtained results indicate that the applied natural language processing methods can be used for the quantitative estimation of emotional profiles expressed in Polish-language statements of individuals with eating disorders. The developed methodology enables the identification of differences in emotional profiles between individuals with anorexia nervosa and healthy controls and may provide a basis for further research on computational tools supporting the psychological assessment of eating disorders. The proposed method should be regarded as a tool supporting clinical analysis rather than as a substitute for professional psychological or psychiatric assessment.

1. Wprowadzenie

Zaburzenia odżywiania stanowią istotne wyzwanie we współczesnym społeczeństwie. Najnowsze dane szacują, że na świecie na zaburzenia odżywiania cierpi około 30 milionów ludzi, z czego większość pozostaje niezdiagnozowana i nieleczona [101]. W ostatnich kilku latach zauważono wzrost zachorowań na zaburzenia odżywiania w związku z wpływem rozpowszechnienia mediów społecznościowych [45] oraz pandemii COVID-19. W skali globalnej częstość występowania zaburzeń odżywiania wzrosła z 3,5% do 7,8% między okresem 2000-2006 a 2013-2018 [67]. Przeprowadzone badanie na brytyjskiej populacji wskazało, że od marca 2020 r. częstość występowania zaburzeń odżywiania była o 42% wyższa wśród dziewcząt w wieku 13–16 lat niż można by się spodziewać na podstawie poprzednich trendów oraz o 32% wyższa wśród dziewcząt w wieku 17–19 lat [172]. Wśród Europejek szacowane jest, że 1–4% cierpi na jadłowstręt psychiczny, 1–2% na bulimię, a 1–4% na zaburzenia objadania się [89]. Pomimo dostępnych szacunków, w Polsce nie przeprowadzono szeroko zakrojonych badań epidemiologicznych na temat zaburzeń odżywiania. Dostępne dane pochodzą z różnych badań i raportów, co utrudnia stworzenie spójnego obrazu sytuacji. Badania wskazują jednak, że po transformacji społeczno-gospodarczej zapoczątkowanej w 1989 roku obserwowano wzrost częstości występowania zaburzeń odżywiania, szczególnie wśród młodych dziewcząt [141]. Pierwsze badanie eksplorujące zaburzenia odżywiania w Polsce zostało opublikowane w latach 90 [186]. Rozpowszechnienie choroby w Polsce na przestrzeni 30 lat (okres 1990-2019) wzrosło z 0,13% do 0,19% [27]. Ze względu na wyższą częstość diagnozowania zaburzeń odżywiania u kobiet, badania naukowe koncentrują swoją uwagę na tej populacji. W badaniu przeprowadzonym przez Jaworskiego i wsp. zanalizowano dane pochodzące od populacji polskich mężczyzn cierpiących na jadłowstręt psychiczny. Badanie wykazało, że choroba najczęściej dotyka grupę młodych mężczyzn (między 11 a 30 rokiem życia), natomiast wariant atypowy grupę po 40 roku życia. Trend zachorowań na jadłowstręt psychiczny pozostał stosunkowo stabilny na przestrzeni lat 2010-2017 [82]. W 2024 roku zespół Galileo Medical przeprowadził raport dotyczący świadomości skali problemu zaburzeń odżywiania w Polsce. Aż 25% ankietowanych odpowiedziało, że nie zna żadnych zaburzeń odżywiania. Rozbieżności w tej świadomości zależały od płci i wieku: mężczyźni wykazali mniejszą świadomość dotyczącą znajomości zaburzeń odżywiania, ich objawów i współistniejących chorób niż kobiety, a osoby w starszej grupie wiekowej (45+) wykazały mniejszą wiedzę na temat istnienia i objawów zaburzeń odżywiania niż grupa młodsza (18-34). Tylko

36% respondentów wskazało na istnienie placówki leczącej zaburzenia odżywiania i tylko 33% uzyskało pomoc w publicznych placówkach medycznych. Wyższą ocenę efektywności leczenia deklarowali respondenci zamieszkujący wsie oraz miasta do 100 tys. mieszkańców w porównaniu z osobami mieszkającymi w większych miastach. Osoby chorujące na zaburzenia odżywiania wskazały, że najczęstszymi formami pomocy po które sięgały były konsultacje psychiatryczne, konsultacje dietetyczne i terapie indywidualne [66]. Ponadto w jadłowstręcie psychicznym obserwuje się wysokie wskaźniki współwystępowania innych zaburzeń psychicznych, takich jak depresja i zaburzenia lękowe. Jednocześnie wskaźnik śmiertelności należy do najwyższych spośród zaburzeń psychicznych, przede wszystkim ze względu na powikłania medyczne związane z niedożywieniem oraz samobójstwa [57, 96].

Przedstawione statystyki określają skalę problemu, jaką stanowią zaburzenia odżywiania w Polsce i na świecie. Zaburzenia odżywiania mogą mieć przewlekły i nawrotowy przebieg, a ich konsekwencje wykraczają poza sam sposób odżywiania i masę ciała. Mogą prowadzić do licznych powikłań somatycznych oraz współwystępujących trudności psychicznych, wpływając jednocześnie na codzienne funkcjonowanie pacjentów. Choroba może ograniczać relacje społeczne, funkcjonowanie rodzinne i szkolne lub zawodowe, a także istotnie obniżać jakość życia. Istotnym elementem obrazu zaburzeń odżywiania są również trudności w zakresie funkcjonowania emocjonalnego, obejmujące m.in. rozpoznawanie, nazywanie i regulowanie emocji. Nieprawidłowości w regulacji emocji mogą uczestniczyć zarówno w rozwoju, jak i podtrzymywaniu objawów zaburzeń odżywiania, a określone stany emocjonalne mogą wpływać na zachowania związane z jedzeniem i kontrolą masy ciała.

Leczenie psychologiczne odgrywa kluczową rolę w terapii zaburzeń odżywiania. Ze względu na złożony i często długotrwały przebieg tych zaburzeń istotne jest również poszukiwanie nowych rozwiązań, które mogłyby wspomagać specjalistów zarówno na etapie badań przesiewowych, jak i w monitorowaniu przebiegu terapii. Chociaż wiele badań jest poświęconych zaburzeniom odżywiania, to nadal niewiele jest prezentowanych rozwiązań łączących najnowsze osiągnięcia w dziedzinie uczenia maszynowego, głębokiego uczenia i sztucznej inteligencji z ekspercką wiedzą psychologiczną. Aby zapewnić pacjentom najlepszą opiekę, jednym z możliwych kierunków jest wykorzystanie metod przetwarzania języka naturalnego do analizy treści tworzonych przez pacjentów w celu oceny ich stanu emocjonalnego.

1.1 Zaburzenia odżywiania

Zaburzenia odżywiania obejmują nieprawidłowe zachowania związane z odżywianiem i kontrolą masy ciała, które mogą prowadzić do pogorszenia funkcjonowania psychospołecznego oraz negatywnie wpływać na zdrowie somatyczne. W ciężkich przypadkach ich konsekwencje mogą stanowić zagrożenie dla życia.

Objawy tych zaburzeń najczęściej przyjmują postać destrukcyjnych zachowań żywieniowych oraz nadmiernej koncentracji na masie ciała i jej kontrolowaniu [35]. Nasilenie zachorowań przypada od 15 do 19 roku życia. W tym okresie zachodzi najwięcej zmian w obszarze biologicznym, społecznym oraz psychologicznym. Koncentracja na zmieniającym się ciele może doprowadzić do zaburzenia poczucia własnej atrakcyjności oraz skupienia się na aspekcie własnej masy ciała [85].

Zaburzenia odżywiania mają wieloczynnikowe podłoże, co oznacza, że do ich rozwoju prowadzi wiele składowych, tj. czynniki biologiczne, psychologiczne i społeczno-środowiskowe. Bliskie środowisko społeczne ma znaczący wpływ na zaburzenia odżywiania. Rówieśnicy i rodzina wpływają na nawyki żywieniowe, niezadowolenie z ciała i bulimię u dorastających młodych osób [138]. Do czynników społeczno-środowiskowych można jeszcze zaliczyć wpływ mediów – badania pokazują, że media przyczyniają się do rozwoju i utrzymywania zaburzeń odżywiania. Nierealne standardy piękna, presja szczupłości, promowanie diet oraz dostęp do narzędzi edycji zdjęć mogą prowadzić do niezadowolenia z własnego ciała i rozwoju negatywnego stosunku do własnego wyglądu [15, 44, 74, 138, 193].

Wyniki badań dotyczących wpływu czynników socjoekonomicznych na rozwój zaburzeń odżywiania nie są jednoznaczne. Część badań wskazuje, że ich znaczenie jest niewielkie lub nieistotne [77, 138]. Inne sugerują istnienie takiego związku. Prospektywne badanie kohortowe przeprowadzone w Wielkiej Brytanii wykazało, że większe trudności finansowe oraz niższy poziom wykształcenia rodziców wiązały się z częstszym występowaniem zaburzeń odżywiania, nasilonymi obawami dotyczącymi masy ciała oraz większym niezadowoleniem z wyglądu [69].

Autor [138] zidentyfikował czynniki psychologiczne wpływające na rozwój zaburzeń odżywiania, do których można zaliczyć: nieodpowiednie podejście do jedzenia i ciała, negatywną sferę emocjonalną, niską samoocenę, niezdrowe relacje romantyczne, rodzinne i przyjacielskie oraz problemy z seksualnością [138]. Negatywny obraz własnego ciała oraz nieprawidłowe zachowania żywieniowe należą do najsilniejszych predyktorów rozwoju zaburzeń odżywiania. Istotną rolę odgrywa również niska samoocena, która jest silnie powiązana z niezadowoleniem z własnego ciała i może zwiększać ryzyko wystąpienia zaburzonych zachowań związanych z jedzeniem [74, 128, 193].

Do czynników ryzyka zaburzeń odżywiania zalicza się również wysokie oczekiwania ze strony matek oraz negatywne nastawienie rodziców do masy ciała. Istotne znaczenie może mieć także jakość relacji rodzinnych. Osoby z jadłowstrętem psychicznym (AN) i żarłocznością psychiczną (BN) zgłaszały niższy poziom ciepła rodzicielskiego i więzi emocjonalnej w porównaniu ze swoim zdrowym rodzeństwem. Dobrze udokumentowanymi czynnikami ryzyka są ponadto niekorzystne doświadczenia z dzieciństwa, w tym rozpad rodziny, zaniedbanie oraz przemoc emocjonalna i seksualna. Dostępne dane wskazują, że mogą one w szczególności sprzyjać rozwojowi zaburzeń przebiegających z napadami objadania się i zachowaniami przeczyszczającymi. Jednocześnie zwraca się uwagę, że związek między traumą a zaburzeniami odżywiania może być niedoszacowany, między in-

nymi ze względu na nieujawnianie przez część osób wcześniejszych doświadczeń traumatycznych [4, 15].

Wśród cech osobowości związanych z zaburzeniami odżywiania wymienia się przede wszystkim negatywną emocjonalność (neurotyczność), perfekcjonizm oraz skłonność do impulsywnego działania pod wpływem negatywnych emocji. Ich znaczenie może różnić się w zależności od rodzaju zaburzenia – perfekcjonizm częściej obserwuje się w AN i BN, cechy obsesyjne są silniej związane z AN, natomiast impulsywność i trudności w regulacji emocji częściej dotyczą postaci przebiegających z napadami objadania się i zachowaniami przeczyszczającymi [15, 44].

Chorobie często współtowarzyszą także inne problemy psychiczne, przede wszystkim zaburzenia nastroju i zaburzenia lękowe. Wskazuje się również, że zaburzenia lękowe pojawiające się już w dzieciństwie, w tym OCD, mogą poprzedzać rozwój zaburzeń odżywiania. Do innych czynników psychologicznych związanych ze zwiększonym ryzykiem zalicza się także PTSD, ADHD oraz zaburzenia ze spektrum autyzmu [15].

Zaburzenia psychiczne w tym odżywiania mogą być związane ze zmianami genetycznymi [15]. Problemy z utrzymaniem prawidłowej masy ciała u rodziców i rówieśników mogą zostać przekazane w następnej generacji adolescentów [138]. Wśród potencjalnych czynników genetycznych zaburzeń odżywiania wskazuje się warianty genu TPH2, kodującego enzym odgrywający istotną rolę w biosyntezie serotoniny. Serotonina uczestniczy m.in. w regulacji łaknienia i masy ciała, a także jest związana z zachowaniami lękowymi i kompulsywnymi oraz kontrolą impulsów [147].

Amerykańskie Towarzystwo Psychiatryczne zaproponowało w 2013 roku klasyfikację Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, Fifth Edition (DSM-5) dotyczącą zaburzeń psychicznych [6]. W Polsce do kodowania rozpoznanych chorób i schorzeń, ułatwiając ich statystyczne analizy i porównania między różnymi krajami wykorzystywana jest Międzynarodowa Klasyfikacja Chorób i Problemów Zdrowotnych, opracowana przez Światową Organizację Zdrowia (WHO). Aktualnie znajdujemy się w okresie przejściowym między zmianą z 10 rewizji (ICD-10 [188]) na rewizję 11 (ICD-11 [189]). Rewizja 11 obowiązuje od 01.01.2022 roku, natomiast przez wprowadzony okres karencji, całkowite wdrożenie w Polsce ma nastąpić do końca 2027 roku. Na Rys. 1.1 przedstawiono porównanie klasyfikacji zaburzeń odżywiania według ICD-10, DSM-5 i ICD-11.

Najważniejsza różnica między przedstawionymi klasyfikacjami polega na stopniu szczegółowości oraz sposobie porządkowania zaburzeń odżywiania. ICD-10 jest klasyfikacją bardziej ogólną, natomiast DSM-5 i szczególnie ICD-11 wyodrębniają większą liczbę konkretnych jednostek diagnostycznych. W ICD-10 podstawowe rozpoznania obejmują jadłowstręt psychiczny (F50.0), jadłowstręt atypowy (F50.1) oraz bulimię psychiczną (F50.2). Pozostałe obrazy kliniczne są w znacznej części ujmowane w szerokich kategoriach, takich jak „inne zaburzenia odżywiania się" lub „zaburzenia odżywiania się, nieokreślone". Występują

również takie rozpoznania jak przejadanie się i wymioty związane z innymi czynnikami psychologicznymi. Zespół napadowego objadania się czy zespół unikania i ograniczania przyjmowania pokarmów nie funkcjonują tu jako odrębne jednostki w obrębie F50. DSM-5 znacznie rozszerzył zakres odrębnych rozpoznań. Oprócz jadłowstrętu psychicznego i bulimii wyodrębniono zespół napadowego objadania się (BED), zaburzenie z unikaniem lub ograniczaniem przyjmowania pokarmu (ARFID), pica oraz zaburzenie przeżuwania. Szczególnie istotne było uznanie BED za samodzielne rozpoznanie, ponieważ wcześniej znaczna część takich przypadków trafiała do kategorii zaburzeń niespecyficznych. Różnica dotyczy również jadłowstrętu psychicznego. ICD-10 rozdziela jadłowstręt psychiczny i jadłowstręt atypowy na F50.0 oraz F50.1. W DSM-5 w obrębie anorexia nervosa wyróżnia się natomiast postać ograniczającą oraz postać z napadami objadania się lub przeczyszczaniem. Jeżeli obraz jest charakterystyczny dla AN, ale nie zostaje spełnione kryterium istotnie niskiej masy ciała, może zostać rozpoznana atypowa anoreksja psychiczna w ramach OSFED, a nie osobna główna kategoria odpowiadająca F50.1. ICD-11 w dużym stopniu zbliżyła się pod względem struktury do DSM-5. Jako samodzielne jednostki wyróżnia m.in. bulimię (6B81), zespół napadowego objadania się (6B82), ARFID (6B83), pica (6B84) oraz zespół ruminacji z regurgitacją (6B85). Tym samym zaburzenia, które w ICD-10 mogły być przypisywane do szerokiej kategorii „innych zaburzeń odżywiania", otrzymały odrębne rozpoznania. Najbardziej szczegółowy podział w ICD-11 dotyczy jadłowstrętu psychicznego (6B80). Oprócz wzorca ograniczającego oraz bulimicznego uwzględniono stopień obniżenia masy ciała oraz możliwość rozpoznania AN w okresie zdrowienia z prawidłową masą ciała. ICD-11 pozwala więc kodem uchwycić nie tylko sam typ zachowania, ale również aktualny stan pacjenta.

Zaburzenia odżywiania obejmują zarówno fizyczne jak i psychiczne zdrowie i bardzo ważnym aspektem w trakcie leczenia jest zadbanie o obie składowe.

Postępowanie w przypadku podejrzenia lub rozpoznania zaburzeń odżywiania powinno rozpoczynać się od kompleksowej oceny stanu pacjenta. Obejmuje ona zebranie wywiadu dotyczącego czynników klinicznych i psychospołecznych, w tym sposobu odżywiania, obrazu własnego ciała, samooceny, zachowań kompensacyjnych, aktywności fizycznej, objawów somatycznych, przebiegu miesiączkowania oraz dostępnego wsparcia społecznego. Następnie przeprowadza się badanie fizykalne, uwzględniające m.in. parametry życiowe, wzrost, masę ciała i wskaźnik BMI, a w zależności od stanu pacjenta również odpowiednie badania laboratoryjne i diagnostyczne, takie jak morfologia krwi, oznaczenie elektrolitów, parametrów metabolicznych czy badanie elektrokardiograficzne. Na podstawie zgromadzonych informacji dokonuje się weryfikacji rozpoznania oraz ocenia możliwość współwystępowania innych zaburzeń, motywację pacjenta do zmiany, dotychczasowe zmiany stanu odżywienia i parametrów antropometrycznych, a także somatyczne i psychiczne następstwa choroby. Istotnym elementem jest również określenie stopnia niedożywienia z uwzględnieniem wcześniejszej trajektorii wzrastania i rozwoju pacjenta. Wyniki tej oceny stanowią podstawę wyboru najmniej

ICD-10	DSM-5	ICD-11		
F50.0 Jadłowstręt psychiczny (anoreksja)	Anoreksja psychiczna - postać z napadami objadania się/przeczyszczaniem	**6B80** Jadłowstręt psychiczny	**6B80.0** Jadłowstręt psychiczny ze znacząco niską masą ciała	**6B80.01** Jadłowstręt psychiczny ze znacząco niską masą ciała, wzorzec napadowego objadania się/przeczyszczania
			6B80.1 Jadłowstręt psychiczny z niebezpiecznie niską masą ciała	**6B80.11** Jadłowstręt psychiczny z niebezpiecznie niską masą ciała, wzorzec napadowego objadania się/przeczyszczania
	Anoreksja psychiczna - postać ograniczająca		**6B80.0** Jadłowstręt psychiczny ze znacząco niską masą ciała	**6B80.00** Jadłowstręt psychiczny ze znacząco niską masą ciała, wzorzec restrykcyjny
			6B80.1 Jadłowstręt psychiczny z niebezpiecznie niską masą ciała	**6B80.10** Jadłowstręt psychiczny z niebezpiecznie niską masą ciała, wzorzec restrykcyjny
			6B80.0 Jadłowstręt psychiczny ze znacząco niską masą ciała	**6B80.0Z** Jadłowstręt psychiczny ze znacząco niską masą ciała, wzorzec nieokreślony
			6B80.1 Jadłowstręt psychiczny z niebezpiecznie niską masą ciała	**6B80.1Z** Jadłowstręt psychiczny z niebezpiecznie niską masą ciała, wzorzec nieokreślony
			6B80.2 Jadłowstręt psychiczny w okresie zdrowienia z prawidłową masą ciała	
			6B80.Z Jadłowstręt psychiczny, nieokreślony	
F50.1 Jadłowstręt psychiczny atypowy	*Atypowa anoreksja psychiczna (w ramach OSFED)*		**6B80.Y** Inny określony jadłowstręt psychiczny	
F50.2 Żarłoczność psychiczna (bulimia)	Bulimia psychiczna	**6B81** Bulimia		
F50.3 Atypowa Żarłoczność psychiczna				
F50.4 Przejadanie się związane z innymi czynnikami psychologicznymi				
	Napadowe objadanie się	**6B82** Zespół napadowego objadania się		
	Zaburzenie z unikaniem/ograniczeniem przyjmowania pokarmu	**6B83** Zespół unikania i ograniczania przyjmowania pokarmu		
F98.3 *Pica w niemowlęctwie i dzieciństwie; u dorosłych:* ***F50.8***	Pica	**6B84** Pica		
F50.5 Wymioty związane z innymi czynnikami psychologicznymi				
F98.2 *Zaburzenia odżywiania w niemowlęctwie i dzieciństwie (obejmuje ruminację)*	Zaburzenie przeżuwania	**6B85** Zespół ruminacji z regurgitacją		
F50.8 Inne zaburzenia odżywiania się	Inne określone zaburzenie karmienia lub odżywiania się (OSFED) - np. bulimia psychiczna o małej częstotliwości i/lub ograniczonym czasie trwania,	**6B8Y** Inne określone zaburzenia żywienia lub odżywiania		
F50.9 Zaburzenia odżywiania się, nieokreślone	Nieokreślone zaburzenie karmienia lub odżywiania się (UFED)	**6B8Z** Zaburzenia żywienia lub odżywiania, nieokreślone		

Rys. 1.1: Podział zaburzeń odżywiania w klasyfikacjach ICD-10, DSM-5 i ICD-11.

restrykcyjnej, a jednocześnie bezpiecznej i skutecznej formy leczenia. W zależności od nasilenia objawów oraz ryzyka zdrowotnego leczenie może być prowadzone ambulatoryjnie lub wymagać bardziej intensywnej opieki. Hospitalizacja medyczna może być konieczna w przypadku bezpośredniego zagrożenia zdrowia somatycznego i potrzeby ścisłego monitorowania stanu pacjenta, natomiast hospitalizacja psychiatryczna może być wskazana w sytuacji istotnego zagrożenia zdrowia psychicznego. U części pacjentów zasadne może być również zastosowanie pośrednich form leczenia, takich jak leczenie rezydencjalne, hospitalizacja częściowa lub intensywna opieka ambulatoryjna, szczególnie gdy konieczne jest zapewnienie większej kontroli nad sposobem odżywiania, przyrostem masy ciała i ograniczeniem zachowań związanych z zaburzeniem. Niezależnie od wybranego poziomu opieki leczenie powinno mieć charakter interdyscyplinarny i opierać się

na współpracy specjalistów odpowiedzialnych za stan somatyczny, żywienie oraz zdrowie psychiczne pacjenta. Ważnym elementem postępowania jest również regularna ocena skuteczności leczenia oraz dostosowywanie jego intensywności do aktualnego stanu i potrzeb pacjenta [91].

Leczenie zaburzeń odżywiania, biorąc również pod uwagę podział na poszczególne podkategorie, nie jest określone jednolitym schematem działania. W ramach leczenia podejmowane są działania zgodne z obowiązującymi wytycznymi, uwzględniając indywidualne cechy i przebieg choroby u pacjenta. Specjaliści kierują się wytycznymi opracowanymi przez National Institute for Health and Care Excellence (NICE), American Psychiatric Association (APA) oraz American Academy of Child & Adolescent Psychiatry (AACAP). NICE odpowiada za ocenę procedur medycznych i zalecenia ich finansowania, APA jest największym na świecie stowarzyszeniem psychiatrów oraz osób kształcących się w tej dziedzinie, natomiast AACAP koncentruje swoją działalność na problemach zdrowia psychicznego dzieci i młodzieży [34]. Aktualnie obowiązujące wytyczne AACAP omówione są w [107], wytyczne NICE w [55], wytyczne APA [7]. Na podstawie przeglądu istniejących podejść do wczesnych interwencji w zaburzeniach odżywiania autorzy [3] sformułowali rekomendacje w kierunku rozwoju tego obszaru opieki. Obejmują one przede wszystkim łatwy dostęp do świadczeń, zaangażowanie wykwalifikowanych specjalistów, dostosowanie form pomocy do potrzeb dzieci i młodzieży, indywidualne podejście do leczenia ze szczególnym wskazaniem na opiekę cyfrową. Ponadto, istotnym elementem proponowanych działań jest także profilaktyka oraz badania przesiewowe w kierunku zaburzeń odżywiania [3]. Leczenie terapeutyczne jest kluczowe w procesie leczenia zaburzeń odżywiania. Wytyczne często wskazują na dzienne terapie psycho-behawioralne, natomiast pacjenci z poważniejszymi symptomami poddawani są leczeniu szpitalnemu. W pierwszej linii leczenia zaburzeń odżywiania dla dorosłych rekomendowane jest zastosowanie wzmocnionej terapii poznawczo-behawioralnej (Cognitive Behaviour Therapy – Enhanced, CBT-E) [61, 72]. U dzieci i młodzieży najbardziej skuteczna jest wyspecjalizowana interwencja rodzinna (Family-Based Treatment, FBT) [72]. Dodatkowo włączone powinno być leczenie w kierunku żywienia [61], zdrowia fizycznego i zdrowia psychicznego (pod kątem współtowarzyszących zaburzeń). W niektórych przypadkach również do leczenia włączane są też farmakoterapie.

1.1.1 Jadłowstręt psychiczny (anoreksja)

Jadłowstręt psychiczny (anoreksja) to niejednorodne, wieloczynnikowe zaburzenie odżywiania występujące najczęściej u kobiet w okresie przedpokwitaniowym, nastoletnich i młodych [12]. Większość ekspertów uważa, że zniekształcenie obrazu ciała jest kluczowym elementem diagnozy. Osoby cierpiące na to zaburzenie charakteryzują się lękiem przed nadmierną masą ciała przy równoczesnej odmowie utrzymania prawidłowej masy ciała oraz ograniczeniem przyjmowania

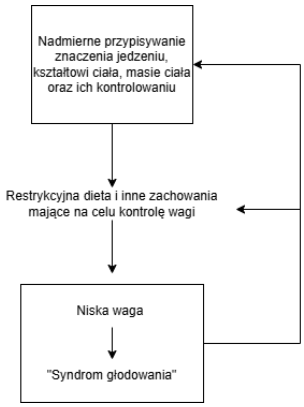
pokarmów do tego stopnia, że powoduje to głęboką utratę wagi, prowadząc do masy ciała co najmniej 15% poniżej oczekiwanej [12, 24]. Wśród pacjentów występuje tendencja do ograniczania spożycia pokarmów do warzyw i owoców, unikając przy tym mięsa, produktów mlecznych i większości produktów kalorycznych. Co istotne, pacjenci często nie zdają sobie sprawy z powagi swojego stanu, postrzegając utratę masy ciała jako osiągnięcie, a nie problem [174]. Choroba przebiega przewlekle, a przeciętny czas jej trwania szacuje się na około 5 lat [24].

W 1994 Amerykańskie Towarzystwo Psychiatryczne dokonało podziału choroby w klasyfikacji DSM-IV na dwa podtypy: typ bulimiczny w którym u chorych występują epizody nadmiernego objadania się z następującymi zachowaniami pod postacią stosowania środków przeczyszczających lub wymiotnych i jeszcze ściślejszą dietą po epizodzie oraz na typ restrykcyjny bez jakichkolwiek sporadycznych epizodów zwiększenia ilości pokarmu [51]. W ówczesnej klasyfikacji ICD-10 nie był przeprowadzony taki podział [12, 24]. W obowiązujących aktualnie klasyfikacjach DSM-5 (2013) jak i ICD-11 (2019) ten podział na te dwa wzorce choroby został uwzględniony (Rys. 1.1).

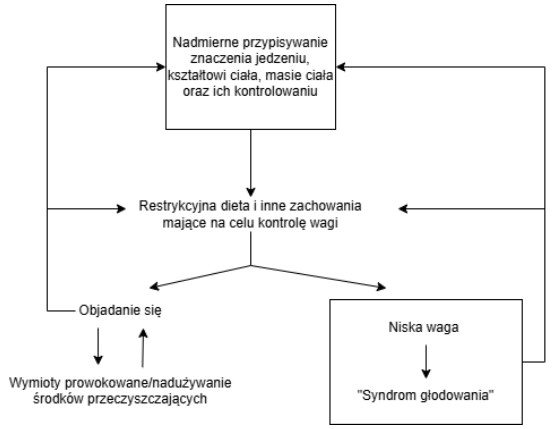
Długotrwałe ograniczanie podaży pokarmu w przebiegu jadłowstrętu psychicznego prowadzi do szeregu powikłań somatycznych wynikających przede wszystkim z niedożywienia i zaburzeń metabolicznych. Do charakterystycznych objawów należą bradykardia, niedociśnienie tętnicze, hipotermia, ciężkie zaparcia oraz, u kobiet, zaburzenia miesiączkowania lub jego zanik [24, 129, 180]. Szczególnie istotne są powikłania ze strony układu sercowo-naczyniowego, które należą do najczęstszych i mogą stanowić bezpośrednie zagrożenie życia. Ryzyko wzrasta zwłaszcza u pacjentów stosujących zachowania przeczyszczające, wywołujących wymioty lub nadużywających leków moczopędnych, ze względu na możliwość wystąpienia zaburzeń elektrolitowych i nieprawidłowości w zapisie EKG [24]. Konsekwencje choroby obejmują również zaburzenia hematologiczne i metaboliczne, takie jak leukopenia, azotemia czy hiperkarotenemia, a także nieprawidłowości endokrynologiczne, w tym obniżone stężenie tyroksyny oraz zaburzenia wydzielania gonadotropin [180]. U pacjentów z jadłowstrętem psychicznym obserwowano ponadto podwyższone stężenie kortykoliberyny (CRH) w płynie mózgowo-rdzeniowym, co może wskazywać na udział zaburzeń osi podwzgórze–przysadka–nadnercza w patofizjologii choroby [24]. Długotrwałe niedożywienie może prowadzić także do zmniejszenia gęstości mineralnej kości i rozwoju osteoporozy, a w ciężkich przypadkach również do zmian zanikowych w obrębie ośrodkowego układu nerwowego [24]. Powikłania jadłowstrętu psychicznego mają zatem charakter wieloukładowy i mogą obejmować układ sercowo-naczyniowy, nerki, układ kostny, endokrynologiczny oraz ośrodkowy układ nerwowy [96].

Schematy na Rys. 1.2 przedstawiają mechanizmy podtrzymywania jadłowstrętu psychicznego w dwóch wariantach: restrykcyjnym i bulimicznym (Rys. 1.2a i 1.2b). W obu przypadkach punktem wyjścia jest nadmierne przypisywanie znaczenia jedzeniu, kształtowi i masie ciała oraz ich kontrolowaniu, które prowadzi do stosowania restrykcyjnej diety i innych zachowań ukierunkowanych na kontrolę masy

ciała. W typie restrykcyjnym zachowania te prowadzą do niskiej masy ciała, a następnie do wystąpienia „syndromu głodowania". Zgodnie z przedstawionym układem strzałek konsekwencje te ponownie oddziałują na nadmierne znaczenie przypisywane jedzeniu, sylwetce i masie ciała oraz na zachowania związane z kontrolą wagi. Powstaje zatem zamknięty mechanizm, w którym kolejne elementy wzajemnie podtrzymują cały cykl. W typie bulimicznym mechanizm jest bardziej rozbudowany. Restrykcyjna dieta i zachowania mające na celu kontrolę masy ciała mogą prowadzić zarówno do niskiej masy ciała i „syndromu głodowania", jak i do objadania się. Objadanie się jest z kolei powiązane z prowokowaniem wymiotów lub nadużywaniem środków przeczyszczających, przy czym schemat wskazuje również na powrotne powiązanie tych zachowań z objadaniem się. Zarówno elementy związane z objadaniem się, jak i z niską masą ciała są połączone sprzężeniami zwrotnymi z wcześniejszymi elementami schematu, przede wszystkim z nadmiernym przypisywaniem znaczenia jedzeniu, sylwetce i masie ciała oraz restrykcyjnymi zachowaniami służącymi kontroli wagi. W obu przedstawionych wariantach schemat ma więc charakter cykliczny — konsekwencje podejmowanych zachowań nie kończą procesu, lecz są ponownie powiązane z elementami znajdującymi się na jego początku, co obrazuje mechanizm podtrzymywania zaburzenia.



(a) Jadłowstręt psychiczny - typ restrykcyjny



(b) Jadłowstręt psychiczny - typ bulimiczny

Rys. 1.2: Schematyczne przedstawienie mechanizmu podtrzymywania jadłowstrętu psychicznego [60].

Wymagane kryteria diagnostyczne dla jadłowstrętu psychicznego na podstawie ICD-11

- Znacząco niska masa ciała w stosunku do wzrostu, wieku, etapu rozwoju lub historii masy ciała danej osoby. BMI <18,5 kg/m^2 u dorosłych lub BMI poniżej 5. percyntyla dla wieku u dzieci i młodzieży. Szybka utrata masy ciała (np. ponad 20% całkowitej masy ciała w ciągu 6 miesięcy) może zastępować

kryterium niskiej masy ciała, o ile są spełnione pozostałe kryteria diagnostyczne. Dzieci i młodzież mogą wykazywać brak oczekiwanego przyrostu masy ciała zgodnie z trajektorią rozwoju zamiast faktycznej utraty wagi.

- Niska masa ciała nie wynika z innego stanu medycznego lub braku dostępu do żywności.

- Niska masa ciała współwystępuje z utrwalonym wzorcem zachowań mających na celu zapobieganie przywróceniu prawidłowej masy ciała, co może obejmować ograniczanie spożycia pokarmów (restrykcyjne jedzenie), zachowania przeczyszczające (np. samowywoływane wymioty, nadużywanie środków przeczyszczających) oraz działania zwiększające wydatek energetyczny (np. nadmierna aktywność fizyczna), zwykle związane z silnym lękiem przed przyrostem masy ciała.

- Nadmierne zaabsorbowanie masą lub kształtem ciała. Niska masa ciała jest nadmiernie wartościowana i stanowi centralny element samooceny osoby, lub masa i kształt ciała są błędnie postrzegane jako prawidłowe, a nawet nadmierne. Zaabsorbowanie masą lub kształtem ciała, jeśli nie jest bezpośrednio zgłaszane, może przejawiać się poprzez zachowania takie jak: wielokrotne ważenie się, mierzenie obwodów ciała, częste oglądanie swojego odbicia w lustrze, stałe monitorowanie kalorii lub poszukiwanie informacji o odchudzaniu, a także poprzez zachowania unikowe, takie jak unikanie luster w domu, unikanie obcisłych ubrań, odmowa poznania swojej masy ciała lub kupowania ubrań w określonym rozmiarze.

Dodatkowe kryteria dla podgrup

Jadłowstręt psychiczny ze znacząco niską masą ciała

BMI pomiędzy 18,5 kg/m^2 a 14,0 kg/m^2 dla dorosłych lub BMI między 5. a 0,3 percyntylem dla wieku u dzieci i młodzieży.

Jadłowstręt psychiczny z niebezpiecznie niską masą ciała

BMI $< 14{,}0\ kg/m^2$ lub poniżej 0,3 percyntyla dla wieku u dzieci i młodzieży.

Jadłowstręt psychiczny w okresie zdrowienia z prawidłową masą ciała

U osób powracających do zdrowia po jadłowstręcie psychicznym, które osiągnęły prawidłową masę ciała, rozpoznanie powinno zostać utrzymane do czasu uzyskania pełnego i trwałego wyzdrowienia. Pełne i trwałe wyzdrowienie obejmuje utrzymanie prawidłowej masy ciała oraz zaprzestanie zachowań ukierunkowanych na redukcję masy ciała przez dłuższy okres (np. co najmniej 1 rok) po zakończeniu leczenia.

Leczenie jadłowstrętu psychicznego ma charakter wieloetapowy i interdyscyplinarny, a jego przebieg zależy od wieku pacjenta, stopnia niedożywienia oraz obecności powikłań somatycznych i psychiatrycznych. Na początku konieczna jest dokładna ocena stanu fizycznego i psychicznego, obejmująca m.in. masę ciała i jej

zmiany, parametry życiowe, badania laboratoryjne oraz w określonych przypadkach dodatkowe badanie EKG. Następnie ustala się indywidualny plan leczenia, którego jednym z podstawowych celów jest rehabilitacja żywieniowa i stopniowe przywracanie prawidłowej masy ciała, ponieważ poprawa stanu odżywienia warunkuje poprawę funkcjonowania fizycznego i psychicznego. Równolegle prowadzi się psychoterapię ukierunkowaną na zaburzenie odżywiania oraz regularnie monitoruje stan somatyczny. U większości stabilnych medycznie pacjentów leczenie może odbywać się ambulatoryjnie, natomiast znaczna niestabilność fizjologiczna, poważne zaburzenia elektrolitowe, ciężkie niedożywienie lub wysokie ryzyko psychiatryczne mogą wymagać intensywniejszego poziomu opieki, w tym hospitalizacji. Szczególnej ostrożności wymaga początek realimentacji u osób ciężko niedożywionych ze względu na możliwość wystąpienia zespołu ponownego odżywienia. Po uzyskaniu większej stabilności somatycznej leczenie koncentruje się na utrwaleniu prawidłowych zachowań żywieniowych, dalszej normalizacji masy ciała oraz zmianie mechanizmów psychologicznych podtrzymujących chorobę. U dorosłych stosuje się przede wszystkim psychoterapie ukierunkowane na zaburzenia odżywiania, m.in. CBT-ED, CBT-E, MANTRA [164] lub SSCM [90], natomiast u dzieci i młodzieży ważną rolę odgrywa terapia rodzinna ukierunkowana na anoreksję (FT-AN, FBT) [152], w której rodzice lub opiekunowie początkowo aktywnie pomagają w przywróceniu prawidłowego odżywiania, a wraz z poprawą stopniowo oddają młodej osobie większą autonomię. Leczenie trwa zwykle wiele miesięcy i nie kończy się w momencie osiągnięcia prawidłowej masy ciała – jego późniejsza faza obejmuje pracę nad obrazem własnego ciała, lękiem przed przyrostem masy ciała, samodzielnością i strategiami zapobiegania nawrotom. Farmakoterapia może być wykorzystywana pomocniczo w określonych sytuacjach, ale nie powinna stanowić jedynej metody leczenia anoreksji. Ze względu na ryzyko nawrotu po poprawie wskazane jest dalsze monitorowanie stanu psychicznego, sposobu odżywiania i masy ciała oraz szybka reakcja na ponowne pojawienie się zachowań restrykcyjnych [43, 54].

1.1.2 Regulacja emocji w kontekście zaburzeń odżywiania

Regulacja emocji to zdolność człowieka do świadomego przeżywania emocjonalnych doświadczeń poprzez rozróżnianie, zrozumienie, akceptację i zarządzanie emocjami oraz wybór odpowiednich działań pod wpływem doświadczanych emocji [105]. Temat ten jest szczególnie ważny w przypadku zaburzeń odżywiania. Trudności w regulacji emocji są jednym z czynników wpływających na rozwinięcie i podtrzymanie choroby [22]. Brak świadomości odnośnie towarzyszących emocji został zaklasyfikowany jako istotny predyktor nasilenia zaburzeń odżywiania [149]. Badania przeprowadzone wykazują, że osoby cierpiące na zaburzenia odżywiania wykazują wyższy poziom dysregulacji emocjonalnej w porównaniu z osobami zdrowymi [105, 126, 135, 175]. Dysregulacja emocjonalna znajduje swoje odzwierciedlenie nie tylko w sposobie przeżywania emocji, ale również w stra-

tegiach wykorzystywanych do radzenia sobie z nimi. Są one głównie powiązane z jedzeniem – głodzenie się [102, 121], objadanie się [105], ale również obejmują zachowania kompensacyjne [73]. Można sugerować, że pacjenci skupiając uwagę na nadmiernej masie ciała i sylwetce wykorzystują ciało jako podmiot do ignorowania lub wyrażania negatywnych emocji przez kontrolę nad przyjmowaniem pokarmów [73, 149]. Dodatkowo u pacjentów pojawiają się objawy poznawcze [126]. Trudności w funkcjonowaniu emocjonalnym mogą obejmować nie tylko regulację emocji, lecz także ich rozpoznawanie, różnicowanie i werbalizowanie. Z tym obszarem wiąże się aleksytymia, która może negatywnie wpływać na psychopatologię zaburzeń odżywiania [120]. Jest to zaburzenie poznawczo-afektywne charakteryzujące się trudnościami w rozpoznawaniu uczuć i odróżnianiu ich od doznań płynących z ciała, problemami z komunikowaniem własnych uczuć, ograniczoną zdolnością do fantazjowania oraz konkretnym stylem poznawczym, ukierunkowanym przede wszystkim na otoczenie zewnętrzne [133, 173]. Pacjenci chorujący na zaburzenia odżywiania, a w szczególności na jadłowstręt psychiczny, zgłaszają wyższy poziom aleksytymii niż pacjenci zdrowi [113, 173]. Pacjenci z aleksytymią wykazują na ogół mniej korzystne rokowanie terapeutyczne niż pacjenci bez aleksytymii [162, 184]. Znaczenie aleksytymii w przebiegu choroby prowadzi również do pytania o możliwość jej zmniejszenia w procesie terapeutycznym. Starsza literatura wskazała, że leczenie nie wpływa znacząco na poziom aleksytymii – często pozostaje podwyższony nawet po remisji objawów choroby [133, 173]. Badanie z 2022 roku wskazuje, że specyficzne podejście terapeutyczne oparte na historii pacjenta, obejmujące określone techniki psychologiczne może pomóc w poprawie regulacji emocji, aleksytymii i dysocjacji [120].

Trudności w zakresie rozpoznawania i regulowania emocji wiążą się również z częstszym stosowaniem nieadaptacyjnych strategii regulacji emocjonalnej. Pacjenci z jadłowstrętem psychicznym i żarłocznością psychiczną wykazali silne powiązania z ruminacją, tłumieniem i unikaniem emocji [102, 146]. Pacjenci ze zdiagnozowanym jadłowstrętem psychicznym z podtypem bulimicznym charakteryzowali się większą dysregulacją emocji niż pacjenci z podtypem restrykcyjnym [40]. Wypracowanie regulacji emocji jest kluczowym mechanizmem wspomagającym proces leczenia pacjentów z jadłowstrętem psychicznym [32].

Poza ogólnym poziomem dysregulacji emocjonalnej istotny jest również sposób, w jaki emocje zmieniają się w czasie, jakie osiągają natężenie oraz w jakim stopniu są różnicowane. Elementy te składają się na dynamikę emocji, która może pozostawać w związku ze sposobami ich regulowania. Badania wskazują na związek między składowymi dynamiki emocji a nieadaptacyjnymi strategiami ich regulacji w psychopatologii jadłowstrętu psychicznego. Najsilniejsze zależności dotyczą natężenia i labilności afektu negatywnego oraz pozytywnego, a także różnicowania emocji pozytywnych, które wiążą się z zaburzonymi zachowaniami żywieniowymi oraz ruminacjami dotyczącymi masy ciała i sylwetki [181]. Jednym z charakterystycznych elementów funkcjonowania emocjonalnego osób z zaburzeniami odżywiania jest nasilony negatywny afekt. Osoby z zaburzeniami odżywia-

nia częściej doświadczają nasilonego negatywnego afektu, obejmującego napięcia emocjonalne, obniżone poczucie własnej wartości, lęk, obrzydzenie, wstyd oraz smutek. Natomiast te same osoby często również tłumiły wyrażanie tych emocji w obawie przed negatywnymi konsekwencjami społecznymi [73]. Podobnie jak w przypadku ogólnego poziomu dysregulacji emocjonalnej, także dynamika emocji może różnić się w zależności od obrazu klinicznego zaburzenia. Dynamika emocji u osób z jadłowstrętem psychicznym różni się w zależności od podtypu zaburzenia. W porównaniu z typem restrykcyjnym, u pacjentów z typem bulimicznym obserwuje się wyższy poziom lęku oraz większą chwiejność afektu negatywnego [181]. W przypadku jadłowstrętu psychicznego typu restrykcyjnego wzorce żywieniowe wiążą się z zawężeniem funkcjonowania emocjonalnego, spłyceniem afektu oraz brakiem wyrażania emocji [181]. W funkcjonowaniu emocjonalnym osób z zaburzeniami odżywiania istotną rolę odgrywają również poszczególne emocje. Jedną z nich jest wstręt, który może być kierowany zarówno wobec samego siebie, jak i określonych bodźców związanych z jedzeniem czy wyglądem ciała. Badania potwierdzają, że poziom wstrętu do siebie u kobiet cierpiących na zaburzenia odżywiania jest wyższy niż u kobiet zdrowych [20, 21, 173]. Dodatkowo autorzy [20] zbadali poziom obrzydzenia w reakcji na grafiki przedstawiające jedzenie i wykazali, że jest on wyższy dla kobiet z ED niż dla zdrowych. Natomiast poziom ogólnego obrzydzenia był wyższy u kobiet zdrowych niż u kobiet z ED [20]. Zróżnicowanie to pokazuje, że znaczenie wstrętu zależy również od kontekstu, w którym emocja ta się pojawia. Uczestnicy badania [73] opisywali wstręt jako inwazyjną emocję wywoływaną przez jedzenie, własny wygląd lub uwagi odnośnie ich ciała. Wzbudzało to u nich przekonanie o posiadaniu nadwagi i byciu odpychającym oraz sprzyjało rezygnacji z interakcji społecznych [73]. Wrażliwość na wstręt była związana ze wstrętem do samego siebie u osób z jadłowstrętem psychicznym. Wstręt do samego siebie wiązało się z zaburzeniami przetwarzania sensorycznego (bodźców). Po uwzględnieniu zaburzających składowych – lęku i wrażliwości na wstręt wzorce przetwarzania sensorycznego przewidywały poziom obrzydzenia do siebie. Wyniki sugerują, że wstręt do siebie może odgrywać rolę w podtrzymywaniu zaburzeń odżywiania [21].

W zaburzeniach odżywiania istotne znaczenie ma również współwystępowanie różnych negatywnych emocji. Wstręt do siebie w zaburzeniach odżywiania jest silnie powiązany z lękiem [21]. Obie emocje odgrywają istotną rolę w reakcjach na wysokokaloryczne pokarmy oraz na sylwetki z nadmierną masą [173]. Uczestnicy badania [73] odczuwali strach przed przytyciem, otyłością, utratą kontroli nad jedzeniem oraz opinią innych. Emocja ta nasilała się zwłaszcza w sytuacjach interpersonalnych [73]. W obrazie emocjonalnym osób z zaburzeniami odżywiania istotne miejsce zajmują również złość i smutek. Poziom złości u pacjentów z zaburzeniami odżywiania jest wyższa niż u pacjentek bez zaburzeń odżywiania [173]. Podobne trudności dotyczą przeżywania i wyrażania smutku. Osoby z ED określały złość jako trudną do opanowania z powodu przekonania, że jest to emocja szczególnie niebezpieczna niosąca ze sobą utratę panowania nad sobą

co mogłoby doprowadzić do odrzucenia przez inne osoby. U osób chorujących na ED smutek był uznawany za trudną do przeżywania emocję. Badani wskazywali na poczucie smutku i osamotnienia, natomiast samo wyrażanie smutku wiązało się z poczuciem narażenia na działania innych bądź było postrzegane jako potencjalnie szkodliwe. Doświadczenia emocjonalne osób z zaburzeniami odżywiania obejmują również emocje i stany związane z oceną samego siebie. Poczucie wstydu i braku wartości było wywoływane przez czynniki zewnętrzne jak i wewnętrzne takie jak: negatywne emocje, niepowodzenie w realizacjach celów, brak kontroli nad zachowaniem, doświadczenie krzywdy i sama obecność zaburzeń odżywiania. Szczególne znaczenie w tym kontekście ma poczucie kontroli, które może wpływać zarówno na emocje pozytywne, jak i negatywne. Pacjenci z ED odczuwali pozytywne emocje, gdy mieli kontrolę nad swoimi zachowaniami żywieniowymi, a negatywne gdy ją tracili [73]. Relacja między emocjami a zachowaniami żywieniowymi ma charakter dwukierunkowy, ponieważ nie tylko sposób odżywiania może wpływać na stan emocjonalny, ale również doświadczany afekt może modyfikować zachowania związane z przyjmowaniem pokarmu. U osób z jadłowstrętem psychicznym obserwuje się tendencję do zmniejszania ilości spożywanego pokarmu w odpowiedzi na negatywny afekt oraz zwiększania jego spożycia pod wpływem afektu pozytywnego [121].

Poczucie własnej wartości gra kluczową rolę w rozwinięciu zaburzeń odżywiania. Pacjenci chorujący na jadłowstręt psychiczny i bulimię mają niższe poczucie własnej wartości niż zdrowa grupa kontrolna [17]. Niska samoocena stanowi prospektywny czynnik ryzyka rozwoju zaburzeń odżywiania [1, 97, 183]. Jednocześnie zaburzenia odżywiania prowadzą do dalszego obniżenia samooceny, tworząc mechanizm dodatniego sprzężenia zwrotnego [97]. Badania wykazują, że osoby z niską samooceną częściej stosują zachowania takiej jak objadanie bądź powodowanie wymiotów, co może wskazywać na radzenie sobie z poczuciem niewystarczalności [1]. Poczucie własnej wartości u osób z ED w znacznym stopniu oparte jest na kształcie i masie ciała, które często postrzegane są jako niesatysfakcjonujące. W porównaniu z osobami zdrowymi pacjenci z ED przypisują tym aspektom istotnie większe znaczenie w samoocenie [173]. Na sposób kształtowania samooceny oraz późniejsze funkcjonowanie emocjonalne mogą oddziaływać także wcześniejsze doświadczenia jednostki. Istotnym czynnikiem wpływającym na poczucie własnej wartości jest środowisko wychowawcze, w którym jednostka dorastała. Funkcjonowanie w trudnym środowisku, w którym przeważały negatywne emocje oraz niedostępni emocjonalnie opiekunowie, mogą sprzyjać trudnościom w rozpoznawaniu i ekspresji emocji [73]. W zaburzeniach odżywiania samoocena pozostaje ponadto silnie powiązana ze sposobem postrzegania własnego ciała, dlatego kolejnym istotnym zagadnieniem jest obraz ciała. Autorzy w [9] przedstawili zaburzenie obrazu ciała jako stale utrzymujący się stan braku satysfakcji, niepokoju i nasilonego napięcia emocjonalnego związanego z wyglądem zewnętrznym, istotnie wpływający na osłabienie funkcjonowania społecznego i zawodowego [9]. Co ważne, zaburzenie obrazu ciała może być zarówno przyczyną

jak i konsekwencją zaburzeń odżywiania [1]. Zniekształcenia poznawcze i emocjonalne niezadowolenie z ciała uznano za ważne czynniki, odpowiedzialne za rozwój zaburzeń odżywiania u dorosłych i młodych dorosłych ale też samo utrzymanie choroby [1, 9, 118]. Zauważono, że osoby cierpiące na zaburzenia odżywiania nadmiernie uzależniały poczucie własnej wartości od masy i kształtu ciała [118, 145, 195], ze skupieniem na częściach, które są ważne dla oceny atrakcyjności fizycznej (pas, pośladki, biodra, uda) [9].

1.2 Przetwarzanie języka naturalnego

Przetwarzanie języka naturalnego (ang. Natural Language Processing, NLP) jest interdyscyplinarną dziedziną informatyki i sztucznej inteligencji, silnie powiązaną z językoznawstwem, której celem jest opracowywanie metod umożliwiających komputerom analizowanie, interpretowanie oraz generowanie języka używanego przez człowieka [86]. Automatyczne przetwarzanie języka jest zadaniem złożonym, ponieważ znaczenie wypowiedzi nie wynika wyłącznie ze znaczenia poszczególnych słów. Istotną rolę odgrywają również język, kontekst, budowa składniowa zdania, formy fleksyjne oraz zależności semantyczne między wyrazami. Dodatkowym wyzwaniem są wieloznaczność języka, niestandardowy sposób zapisu, a w przypadku analizy wydźwięku lub emocji autora także wypowiedzi niebezpośrednie, ironia czy sarkazm. Z tego względu NLP obejmuje wiele różnych zadań, takich jak klasyfikacja tekstu, rozpoznawanie nazwanych jednostek (ang. named entity recognition, NER), analiza składniowa, tłumaczenie automatyczne, odpowiadanie na pytania, analiza wydźwięku oraz rozpoznawanie emocji. Współcześnie istotną część tej dziedziny stanowią również metody generowania tekstu oraz rozwiązania wykorzystujące duże modele językowe.

1.2.1 Analiza wydźwięku i emocji

Jednym z obszarów przetwarzania języka naturalnego jest analiza informacji emotywnych zawartych w tekście. Do najczęściej podejmowanych zadań należą analiza wydźwięku oraz analiza emocji. Mimo że oba podejścia dotyczą emocjonalnego charakteru wypowiedzi, różnią się zakresem uzyskiwanej informacji. Analiza wydźwięku koncentruje się przede wszystkim na określeniu ogólnej polaryzacji tekstu, natomiast analiza emocji umożliwia identyfikację bardziej szczegółowych stanów emocjonalnych.

Analiza wydźwięku jest procesem polegającym na pozyskiwaniu z tekstu informacji pozwalających określić postawę autora wobec opisywanego zagadnienia, najczęściej poprzez przypisanie wypowiedzi do jednej z trzech kategorii: pozytywnej, negatywnej lub neutralnej [130]. Możliwe jest rozszerzenie tej analizy przez określanie siły wydźwięku lub analizowanie oceny odnoszącej się do określonego obiektu bądź jego aspektu. Takie podejście pozwala określić ogólny charakter wypowiedzi, jednak nie wskazuje, jaka konkretna emocja odpowiada za obserwowany

wydźwięk. Przykładowo zarówno smutek, strach, jak i złość mogą być związane z wydźwiękiem negatywnym, mimo że reprezentują odmienne stany emocjonalne.

Analiza emocji jest pojęciem bardziej szczegółowym. Zamiast ograniczać opis wypowiedzi do osi pozytywne–negatywne, dąży do identyfikacji konkretnych stanów emocjonalnych lub ich właściwości. W modelach dyskretnych tekstowi przypisywane są określone kategorie, np. radość, smutek, strach, złość, wstręt czy zaskoczenie, natomiast modele wymiarowe opisują stan afektywny za pomocą ciągłych wymiarów, przede wszystkim walencji (valence) i pobudzenia (arousal), niekiedy uzupełnianych o dominację (dominance) [130]. Rozróżnienie to ma znaczenie metodologiczne, ponieważ dwie wypowiedzi mogą posiadać podobny negatywny wydźwięk, a jednocześnie wyrażać jakościowo odmienne emocje, np. strach i smutek, dlatego analiza emocji pozwala uzyskać bardziej szczegółową charakterystykę treści afektywnej niż klasyczna klasyfikacja polaryzacji.

Rozpoznawanie emocji w tekście może być prowadzone na różnych poziomach analizy, obejmujących cały dokument, akapit, zdanie lub pojedyncze słowo. Na poziomie słowa identyfikacja emocji opiera się przede wszystkim na znaczeniu danego wyrazu, natomiast na poziomie zdania konieczne jest już uwzględnienie relacji między słowami oraz kontekstu, w jakim zostały użyte. Wraz z przechodzeniem do większych jednostek tekstu złożoność analizy wzrasta [130].

Do automatycznego rozpoznawania emocji w tekście wykorzystuje się różne grupy metod. Należą do nich podejścia słownikowe, oparte na leksykonach łączących określone słowa z emocjami lub wymiarami afektywnymi, a także klasyczne algorytmy uczenia maszynowego, modele głębokiego uczenia oraz współczesne modele transformerowe. Niezależnie od zastosowanego podejścia zadanie to wiąże się jednak z szeregiem ograniczeń. Emocje nie zawsze są wyrażane wprost i mogą być komunikowane bez użycia jednoznacznie emocjonalnego słownictwa. Ich interpretacja może ponadto zależeć od kontekstu wypowiedzi, osoby doświadczającej emocji, obecności ironii lub sarkazmu, specyfiki analizowanej domeny, uwarunkowań kulturowych, a także sposobu przygotowania etykiet referencyjnych. Z tego względu wyniki automatycznej analizy tekstu nie powinny być traktowane jako bezpośredni pomiar wewnętrznego stanu psychicznego autora. Ograniczenie to nabiera szczególnego znaczenia w zastosowaniach klinicznych. Analiza języka tworzonego przez pacjentów może dostarczać informacji związanych z ich stanem psychicznym. W artykule [28] autorzy wykazali przydatność cech emocjonalnych wyodrębnionych z tekstów pochodzących z terapii internetowej w modelowaniu nasilenia objawów depresji i lęku. Tego rodzaju rozwiązania należy jednak traktować przede wszystkim jako narzędzia wspomagające analizę i ocenę pacjenta, a nie jako samodzielny zamiennik oceny klinicznej [28].

W niniejszej pracy analiza emocji została potraktowana jako bardziej szczegółowy poziom analizy afektu niż klasyczna analiza wydźwięku. Ponieważ emocje niosą informację o polaryzacji (pozytywnej lub negatywnej), ich identyfikacja dostarcza bardziej precyzyjnego opisu treści emocjonalnej niż sama klasyfikacja wydźwięku. W ramach opracowanej metody natężenie emocji będzie określane

zarówno na poziomie pojedynczych słów, jak i na poziomie całych wypowiedzi.

1.3 Cel i teza pracy

Cel pracy rozpatrzono z trzech perspektyw: naukowej, utylitarnej oraz dydaktycznej. Poniżej każdą z nich scharakteryzowano bardziej szczegółowo:

- **Cel naukowy**
  Celem naukowym było opracowanie narzędzia do identyfikacji i określania natężenia pięciu podstawowych emocji - radości, smutku, strachu, złości i wstrętu - w notatkach tekstowych pochodzących od osób chorujących na jadłowstręt psychiczny, wykorzystując metody przetwarzania języka naturalnego.

- **Cel utylitarny**
  Celem utylitarnym było rozwinięcie narzędzia wspomagającego psychologów i psychiatrów w prowadzeniu badań przesiewowych, diagnostyce oraz monitorowaniu pacjentów z zaburzeniami odżywiania.

- **Cel dydaktyczny**
  Celem dydaktycznym było zebranie i uporządkowanie rzetelnych informacji na temat zaburzeń odżywiania oraz upowszechnienie wiedzy na ich temat, ze szczególnym uwzględnieniem emocji i ich analizy doświadczanych przez osoby z tymi zaburzeniami oraz różnic w ich natężeniu w porównaniu z osobami zdrowymi.

Następnie postawiono poniższą tezę:

Teza pracy

Metody przetwarzania języka naturalnego, łączące osadzanie słów z ekstrapolacją nośników wydźwięku standaryzowanych dla populacji polskiej, umożliwiają estymację profili emocjonalnych na podstawie wypowiedzi tekstowych oraz wykrywanie różnic istotnych statystycznie między profilami osób chorujących na jadłowstręt psychiczny i osób zdrowych.

1.4 Zakres badań

W celu weryfikacji postawionej tezy przeprowadzono proces badawczy, na który składały się następujące etapy:

I. Przeprowadzenie szerokiego przeglądu literaturowego dla następujących tematów:

   - Zaburzenia odżywiania, ze szczególnym uwzględnieniem jadłowstrętu psychicznego, regulacji emocji, modeli podstawowych emocji oraz metod stosowanych w psychologii do oceny emocji.
   - Przetwarzanie języka naturalnego, ze szczególnym uwzględnieniem metod generowania osadzeń słów, analizy wydźwięku i emocji oraz technik NLP wykorzystywanych do analizy emocji w tekstach.

II. Opracowanie planu badania

   Na podstawie przeglądu literatury oraz sformułowanych celów badania opracowano plan badania obejmujący:

   - przygotowanie i wstępne przetwarzanie danych,
   - wybór technik przetwarzania języka naturalnego wykorzystywanych do generowania osadzeń słów,
   - teoretyczne opracowanie sposobu wyznaczania natężenia analizowanych emocji,
   - przygotowanie danych syntetycznych i zaplanowanie procedury walidacji opracowanej metody,
   - określenie sposobu analizy i oceny uzyskanych wyników.

III. Opracowanie metody określania emocji w tekstach pisanych

   W ramach tego etapu zaimplementowano wybrane metody generowania osadzeń słów oraz całą procedurę analizy emocji. Obejmowała ona wstępne przetwarzanie tekstu, autorską metodę wyznaczania natężenia emocjonalnego pojedynczych słów, agregację wyników na poziomie całej notatki oraz zastosowanie metod statystycznych do oceny i porównania opracowanych modeli.

IV. Opracowanie i interpretacja wyników badań

   Przygotowanie omówienie uzyskanych wyników, zestawiając je z rezultatami przedstawionymi w innych pracach naukowych oraz interpretując je z uwzględnieniem wiedzy eksperckiej z zakresu psychologii.

1.5 Układ pracy

Praca składa się z pięciu rozdziałów. W rozdziale Wprowadzenie przedstawiono wprowadzenie do tematyki zaburzeń odżywiania oraz przetwarzania języka naturalnego. W rozdziale tym sformułowano również cel pracy i tezę badawczą, a także określono zakres przeprowadzonych badań. W rozdziale Przegląd stanu

wiedzy przedstawiono przegląd stanu wiedzy obejmujący wybrane modele emocji opisywane w literaturze, techniki generowania osadzeń słów oraz metody oceny i analizy emocji. Zagadnienie analizy emocji omówiono z dwóch perspektyw: technicznej, obejmującej metody automatycznego rozpoznawania emocji w tekstach z wykorzystaniem technik przetwarzania języka naturalnego, oraz psychologicznej, uwzględniającej narzędzia i metody stosowane do oceny emocji. Rozdział zakończono podsumowaniem przeprowadzonego przeglądu oraz uzasadnieniem wyboru analizy emocji na podstawie tekstów i zastosowanych w dalszej części pracy technik. W rozdziale Materiał badawczy i metodyka badań przedstawiono charakterystykę materiału badawczego oraz szczegółowo opisano zaproponowaną metodykę badań, obejmującą kolejne etapy przetwarzania i analizy danych. Rozdział Rezultaty zawiera wyniki przeprowadzonych badań. W pierwszej kolejności przedstawiono rezultaty uzyskane dla danych syntetycznych, wykorzystanych do walidacji opracowanej metody. Następnie zaprezentowano wyniki analiz przeprowadzonych dla danych pochodzących od osób z jadłowstrętem psychicznym, z uwzględnieniem różnych wariantów metod generowania osadzeń słów. Ponadto przedstawiono wyniki badań wykonanych na dodatkowych zbiorach danych z zastosowaniem tej samej metodyki, co pozwoliło ocenić jej zastosowanie w innych kontekstach badawczych. Rozdział Dyskusja i Podsumowanie poświęcono interpretacji i dyskusji uzyskanych wyników. Przedstawiono w nim najważniejsze wnioski wynikające z przeprowadzonych badań, odniesiono je do rezultatów prezentowanych w literaturze oraz omówiono w kontekście wiedzy z zakresu psychologii. W rozdziale zawarto również podsumowanie pracy, wskazano ograniczenia opracowanej metody oraz przedstawiono możliwe kierunki dalszych badań. W dodatku Szczegółowe wyniki przeprowadzonych analiz statystycznych zamieszczono szczegółowe wyniki przeprowadzonych badań, stanowiące uzupełnienie rezultatów przedstawionych w głównej części pracy. Kolejny dodatek, Opublikowane prace, zawiera wykaz publikacji związanych z realizowanymi badaniami, obejmujący artykuły opublikowane w czasopismach naukowych oraz prace konferencyjne.

2. Przegląd stanu wiedzy

W poniższym rozdziale przedstawiono podstawę teoretyczną i metodologiczną przeprowadzonych badań. W zakres przeglądu wchodzą: przegląd wybranych modeli emocji oraz zagadnienie lingwistyki klinicznej, przegląd technik generowania osadzeń słów z wykorzystaniem, omówienie technik analizy emocji wykorzystywanych przez ekspertów psychologii, ale też w dziedzinie inżynierii biomedycznej z uwzględnieniem różnych modalności danych. Rozdział został zakończony uzasadnieniem wyboru analizy emocji w tekstach pisanych jako przedmiotu prowadzonych badań oraz omówieniem luki badawczej, której uzupełnienie stanowi ta praca.

2.1 Odzwierciedlenie stanu człowieka przez jego emocje

Emocje są psychicznymi i fizjologicznymi procesami będącymi odpowiedzią na zdarzenia, wyzwalając zewnętrzne i wewnętrzne reakcje [29]. W tej dziedzinie dominują dwie teorie: teoria emocji dyskretnych i model wymiarowy. Teoria emocji dyskretnych zakłada, że różne emocje powstają w oddzielnych układach neuronowych, podczas gdy model wymiarowy zakłada, że za wszystkie stany afektywne odpowiada wspólny i połączony system neurofizjologiczny. Model ten definiuje emocje według jednego lub więcej wymiarów, z których zazwyczaj jeden odnosi się do intensywności emocji. Emocje podstawowe odnoszą się do tych, które nie posiadają żadnych innych emocji jako części składowych. Ponadto mogą być one rozpoznawane przez ludzi na całym świecie, niezależnie od rasy, kultury i języka. Teoretycy obu stron zaproponowali zestawy emocji, które zazwyczaj są podstawowymi [190].

Jednym z głównych założeń teorii emocji podstawowych (BET - ang. Basic Emotion Theory) jest istnienie niewielkiego zbioru odrębnych emocji [134], którym przypisuje się szczególny status biologiczny i psychologiczny. Według różnych teorii jest od 2 do 8 bazowych emocji [29, 56, 78, 79, 136, 144].

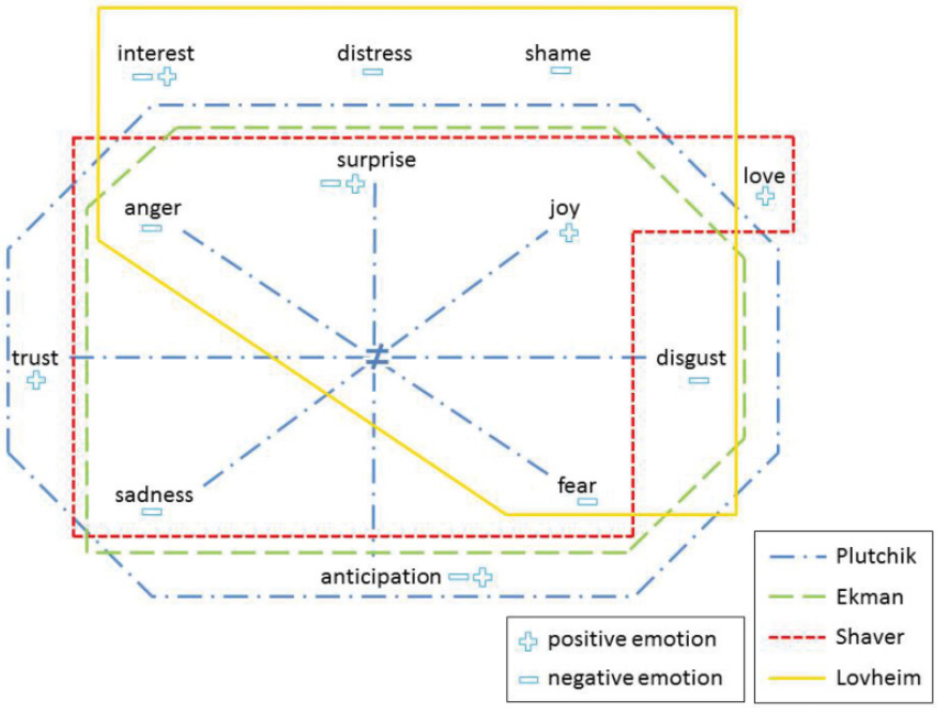
Izard wskazał następujące kryteria wyboru emocji jako podstawowej:

1. odrębne i specyficzne podłoże neuronalne,
2. charakterystyczna konfiguracja ruchów twarzy lub wyrazu twarzy,
3. odrębne i specyficzne doświadczenie subiektywne, możliwe do świadomego rozpoznania,

4. powstałe na drodze procesów ewolucyjno-biologicznych
5. charakteryzują się właściwosciami organizacyjno-motywacyjnymi, które pełnią funkcje adaptacyjne.

Izard bazując na tych kryteriach wyłonił 8 podstawowych emocji: zainteresowanie, radość, zaskoczenie, smutek, złość, wstręt, pogarda oraz strach. Potencjalną emocją rozważaną jako podstawową było również poczucie winy, przy czym pojawiły się wątpliwości odnośnie rozróżnienia poczucia winy od wstydu i nieśmiałości [78]. W późniejszej swojej pracy Izard zawęził swoją listę do 6 podstawowych emocji: zainteresowanie, radość/szczęście, smutek, gniew, wstręt i strach [79].

Na przedstawionym schemacie na Rys. 2.1 zestawiono cztery inne podejścia do klasyfikacji emocji: Plutchika, Ekmana, Shavera oraz Lövheima. Modele te częściowo wskazują podobne emocje, ale różnią się przede wszystkim tym, na jakiej podstawie uznają określone emocje za podstawowe i jak opisują relacje między nimi.



Rys. 2.1: Wizualizacja czterech najczęściej wykorzystywanych modeli emocji, źródło: [190], rys. 2.

Paul Ekman jest jednym z najważniejszych przedstawicieli teorii emocji podstawowych (basic emotion theory). Zakłada, że istnieje ograniczony zbiór odrębnych emocji, które ukształtowały się ewolucyjnie i mają znaczenie adaptacyjne.

Klasyczne ujęcie obejmuje on sześć emocji: złość, wstręt, strach, radość, smutek, zaskoczenie. W późniejszych pracach Ekman rozważał również m.in. pogardę. Ważnym elementem tej koncepcji jest założenie, że poszczególne emocje różnią się nie tylko subiektywnym doświadczeniem, ale również typowymi zdarzeniami wywołującymi emocję, reakcjami fizjologicznymi i ekspresją. Ekman wskazywał także na cechy wspólne emocji podstawowych, takie jak stosunkowo szybki początek, krótki czas trwania, automatyczna ocena bodźca i spontaniczność reakcji [56].

Ekman zaproponował dziewięć cech pozwalających odróżnić emocje podstawowe od innych zjawisk emocjonalnych. Brzmią one następująco:

- uniwersalne i odróżniające sygnały,
- obecność u innych gatunków naczelnych,
- specyficzna fizjologia,
- charakterystyczne i uniwersalne zdarzenia poprzedzające,
- spójność systemów reakcji.
- szybki początek,
- krótki czas trwania,
- automatyczna ocena,
- mimowolne pojawienie się [56].

Plutchnik zaproponował model określający 8 podstawowych emocji, które różnicował pod względem natężenia. Emocje zostały zestawione w cztery pary przeciwstawne: radość ⇔ smutek, zaufanie ⇔ wstręt, strach ⇔ złość, zaskoczenie ⇔ antycypacja. Najbardziej charakterystycznym elementem modelu jest jego geometryczna organizacja. Plutchik porównywał relacje między emocjami do relacji między kolorami. Emocje podobne umieszcza się blisko siebie, przeciwstawne naprzeciwko siebie, a bardziej złożone stany mogą powstawać poprzez łączenie emocji podstawowych. Przykładowo połączenie radości i zaufania odpowiada miłości, a wstręt i złość odpowiada nienawiści. Model jest więc jednocześnie: kategorialny, ponieważ wyróżnia osiem podstawowych klas, oraz wymiarowy i strukturalny, ponieważ opisuje podobieństwo, przeciwieństwo, intensywność i mieszanie emocji. Plutchik rozszerzył koło do modelu trójwymiarowego przypominającego stożek. Wymiar pionowy reprezentuje intensywność, natomiast rozmieszczenie wokół koła reprezentuje podobieństwo między emocjami [143, 144].

Shaver i wsp. badali przede wszystkim wiedzę ludzi o emocjach i strukturę pojęć emocjonalnych. Punktem wyjścia była teoria kategorii prototypowych: ludzie nie muszą definiować każdej kategorii przez ścisły zestaw warunków koniecznych i wystarczających. Zamiast tego uczą się na podstawie powtarzających się

doświadczeń, a pojęcia organizują się wokół bardziej typowych, prototypowych przykładów. W konsekwencji wiedza emocjonalna ma według Shavera i współpracowników układ hierarchiczny – od kategorii bardziej ogólnych do bardziej szczegółowych. Można ją schematycznie przedstawić jako:

emocje → podstawowa rodzina emocjonalna → podkategorie → konkretne stany i określenia.

W pierwszym badaniu autorzy analizowali 135 nazw emocji i zastosowali hierarchiczną analizę skupień oraz skalowanie wielowymiarowe, aby sprawdzić, jak ludzie grupują pojęcia emocjonalne. Na podstawie tego badania wyodrębniono pięć bardzo wyraźnych kategorii poziomu podstawowego — miłość, radość, złość, smutek i strach — natomiast status zaskoczenia w oryginalnych wynikach był słabszy i bardziej problematyczny [161].

Model Lövheima ma zupełnie inne założenie niż poprzednie koncepcje. Jest to trójwymiarowy model neurobiologiczny, określany jako Lövheim Cube of Emotion. Autor próbował powiązać emocje z aktywnością trzech układów monoaminergicznych: serotoniny, dopaminy i noradrenaliny [108]. Stanowią one trzy osie przestrzeni tworzącej sześcian. Na jego ośmiu wierzchołkach umieszczono osiem emocji zaczerpniętych z koncepcji Tomkinsa: zainteresowanie/podekscytowanie, radość, zaskoczenie, cierpienie/udrękę (distress), strach, wstyd/upokorzenie, wstręt/pogardę oraz złość. Każda emocja odpowiada określonej kombinacji wysokiego lub niskiego poziomu trzech układów. Lövheim wiązał przy tym oś serotoninową m.in. z poczuciem pewności i satysfakcji, dopaminową z nagrodą i motywacją, a noradrenergiczną z aktywacją, czujnością i reakcją na stres. Trzeba jednak zaznaczyć, że jest to przede wszystkim model hipotetyczny, a nie potwierdzony mechanizm, według którego konkretne poziomy trzech neuroprzekaźników jednoznacznie wyznaczają emocję [108].

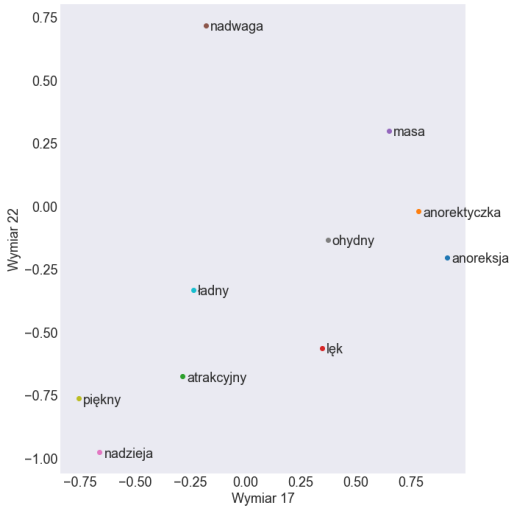
Dla wszystkich modeli wspólnym mianownikiem jest występowanie gniewu, strachu, radości i zaskoczenia, jednak jako podstawę dalszych badań wybrano model Ekmana, ponieważ wyróżnia niewielki i jasno zdefiniowany zbiór dyskretnych emocji, łatwych do operacjonalizacji w analizie ilościowej. Dodatkowo pięć uwzględnionych w nim emocji — radość, smutek, strach, złość i wstręt — pokrywa się z ujęciem Izarda oraz odpowiada kategoriom emocji uwzględnionym w analizowanym słowniku NAWL-BE. W porównaniu z modelem Plutchika podejście Ekmana nie wymaga uwzględniania przeciwstawności ani złożonych relacji między emocjami, model Shavera koncentruje się głównie na organizacji pojęć emocjonalnych, a model Lövheima na ich hipotetycznym podłożu neurobiologicznym. Przegląd Yadollahiego i współpracowników wskazywał właśnie sześciokategorialny model Ekmana jako szczególnie szeroko wykorzystywany w informatycznych badaniach nad emocjami [191]. Z tego względu model Ekmana stanowi przejrzystą i praktyczną podstawę do analizy emocji w tekście.

2.2 Przegląd stanu wiedzy dot. metod generowania osadzeń

Wstępne przetwarzanie tekstu obejmuje szereg operacji mających na celu przygotowanie danych do dalszej analizy i generowania reprezentacji numerycznych. Jedną z podstawowych operacji jest segmentacja tekstu, polegająca na jego podziale na mniejsze jednostki, najczęściej zdania. Pozwala to zachować strukturę tekstu oraz wyznaczyć granice jednostek wykorzystywanych w kolejnych etapach przetwarzania. Kolejnym etapem może być czyszczenie i normalizacja tekstu, obejmujące usuwanie artefaktów oraz elementów uznanych za nieistotne z punktu widzenia prowadzonej analizy, takich jak nadmiarowe białe znaki czy wybrane znaki specjalne. W zależności od przyjętej metody stosowana jest również zamiana wielkich liter na małe, co prowadzi do ujednolicenia zapisu poszczególnych wyrazów i może ograniczyć rozmiar słownika [114]. Opcjonalnym elementem wstępnego przetwarzania jest także usuwanie słów stop (ang. stop words), czyli często występujących słów funkcyjnych, które pełnią istotną rolę w budowie poprawnych zdań, lecz w określonych zadaniach mogą wnosić ograniczoną wartość informacyjną. Do tej grupy zalicza się między innymi spójniki, przyimki i zaimki. Lista takich wyrazów jest określana dalej jako lista stop words [114]. Do technik normalizacji form wyrazowych należą lematyzacja oraz stemming. Ich wspólnym celem jest ograniczenie liczby różnych form fleksyjnych występujących w tekście, jednak sposób działania obu metod jest odmienny. Lematyzacja wykorzystuje informacje językowe i morfologiczne w celu sprowadzenia różnych form fleksyjnych wyrazu do jego formy podstawowej, czyli lematu. Pozwala to zmniejszyć rozmiar słownika oraz połączyć informacje odnoszące się do różnych form tego samego leksemu, przy czym może jednocześnie prowadzić do utraty części informacji morfologicznej. Stemming opiera się natomiast na redukcji wyrazu do jego rdzenia, między innymi poprzez usuwanie prefiksów i sufiksów [2]. W wyniku lematyzacji otrzymywane są formy podstawowe funkcjonujące w danym języku, natomiast rezultatem stemmingu może być ciąg znaków, który nie stanowi poprawnego słowa. Istotnym etapem przygotowania danych jest również tokenizacja, czyli podział tekstu na mniejsze jednostki określane jako tokeny. W zależności od zastosowanej metody tokenami mogą być między innymi słowa, fragmenty słów lub znaki interpunkcyjne. Tokeny stanowią podstawową jednostkę dalszego przetwarzania oraz tworzenia numerycznych reprezentacji tekstu [100].

Osadzenia słów (ang. word embeddings) to wektorowa reprezentacja słów, które mogą być wyrazem, tematem fleksyjnym lub podstawą słowotwórczą, zachowując semantyczne powiązania między nimi - wyrazy o podobnym znaczeniu będą występować w wielowymiarowej przestrzeni w przybliżonym położeniu [33]. Na rys. 2.2 przedstawiono przykładową wizualizację dwóch wybranych wymiarów przestrzeni osadzeń słów (wymiar 17 i wymiar 22), pochodzących z jednego z modeli wygenerowanych w ramach przeprowadzonych badań. Wymiary te wybrano w celu ilustracyjnego przedstawienia wzajemnego położenia wybranych słów. Można zauważyć, że wyrazy *anorektyczka* i *anoreksja* występują blisko sie-

bie w otoczeniu takich słów jak *masa*, *ohydny* czy *lęk*. W górnej części wykresu, w dużej odległości od słów *anorektyczka* i *anoreksja* znajduje się słowo, które dotyczy odmiennych zaburzeń - *nadwaga*. W lewym dolnym rogu widnieją słowa o pozytywnym znaczeniu - *ładny*, *atrakcyjny*, *piękny* oraz *nadzieja*.



Rys. 2.2: Graficzne przedstawienie osadzeń słów na przykładzie 2 wymiarów.

Ekstrakcja osadzeń słów może opierać się na różnych technikach. W poniższym podrozdziale zostaną omówione następujące techniki:

- osadzenia słów statystyczne,
- osadzenia słów neuronowe:
  - osadzenia statyczne,
  - osadzenia kontekstualne.

Niektóre techniki umożliwiają tworzenie reprezentacji wektorowych nie tylko pojedynczych słów, lecz także całych zdań lub dokumentów. W niniejszym przeglądzie szczególną uwagę poświęcono metodom generowania osadzeń na poziomie pojedynczych słów, ponieważ właśnie takie reprezentacje są wykorzystywane w dalszej części pracy. Metody służące do reprezentacji całych zdań lub dokumentów zostały natomiast omówione jedynie w sposób skrótowy.

2.2.1 Statystyczne metody reprezentacji i osadzania tekstu

Reprezentacje dokumentów oparte na częstości

Częstotliwościowe metody reprezentacji bazują na rozpowszechnieniu słów w korpusie tekstowym. Tego typu metody zakładają wnioskowanie o wadze i znaczeniu słowa na podstawie jego częstotliwości występowania w korpusie. Dwa najpopularniejsze sposoby implementacji tej metody to Bag-of-Words (BOW) oraz

TF-IDF. Koncepcja Bag-of-Word koncentruje się na zliczaniu wystąpień słów bez zważania na kolejność i gramatykę. Technika TF-IDF polega na ważeniu słów poprzez uwzględnienie ich częstości (TF - Term Frequency) oraz rzadkości (IDF - Inverse Document Frequency) w całym korpusie. [11, 71, 83, 131, 171]. W obu przypadkach uzyskiwana reprezentacja odnosi się przede wszystkim do całych dokumentów lub zdań, a nie do pojedynczych słów.

Reprezentacje słów oparte na współwystępowaniu

Jednym ze sposobów tworzenia statystycznych reprezentacji słów jest wykorzystanie miar opartych na ich współwystępowaniu w określonym kontekście. Do tej grupy należą miary PMI (ang. Pointwise Mutual Information) oraz PPMI (ang. Positive Pointwise Mutual Information). Punktem wyjścia jest macierz współwystępowania, w której wiersze odpowiadają analizowanym słowom, natomiast kolumny słowom występującym w ich kontekście. Każde słowo może być zatem reprezentowane przez wektor opisujący jego relacje z pozostałymi elementami słownika Miara PMI określa, w jakim stopniu współwystępowanie dwóch słów jest częstsze niż wynikałoby to z ich niezależnego występowania. Można ją zapisać jako:

$$PMI(w, c) = \log \frac{P(w, c)}{P(w)P(c)}, \tag{2.1}$$

gdzie:

$P(w, c)$ - prawdopodobieństwo wspólnego wystąpienia słowa w i słowa kontekstowego c,

$P(w)$ i $P(c)$ - prawdopodobieństwa ich indywidualnego występowania.

Dodatnie wartości PMI wskazują na silniejsze niż oczekiwane powiązanie między słowami, wartości bliskie zeru na brak szczególnej zależności, natomiast wartości ujemne oznaczają współwystępowanie rzadsze niż oczekiwane. W praktyce często stosuje się miarę PPMI, w której ujemne wartości PMI zastępowane są zerem:

$$PPMI(w, c) = \max(PMI(w, c), 0). \tag{2.2}$$

Tak przekształcona macierz współwystępowania może służyć jako przestrzeń reprezentacji słów [104, 176].

W metodzie HAL (ang. Hyperspace Analogue to Language) współwystąpienia słów są ważone w zależności od ich odległości w przesuwanym oknie kontekstowym. Dla każdego słowa analizowany jest kontekst obejmujący określoną liczbę wyrazów znajdujących się przed nim i po nim, a informacje o częstości oraz położeniu słów kontekstowych są zapisywane w macierzy współwystępowania. W oryginalnym podejściu HAL bliższe słowa kontekstowe otrzymują większą wagę niż słowa znajdujące się dalej od analizowanego wyrazu. W rezultacie każde słowo reprezentowane jest przez wysokowymiarowy wektor opisujący jego lokalne otoczenie językowe [109]. Formalny zapis tego mechanizmu przedstawiono m.in.

w pracy [13]. Mechanizm ten można zapisać jako:

$$HAL(t'|t) = \sum_{k=1}^{K} w(k) n(t, k, t'), \tag{2.3}$$

gdzie

$$w(k) = K - k + 1, \tag{2.4}$$

K - rozmiar okna kontekstowego,
k — odległość między słowami,
$n(t, k, t')$ - liczba wystąpień słowa t' w odległości k od słowa t [13].

Metody latentnej reprezentacji tekstu

LSA (ang. Latent Semantic Analysis) jest metodą tworzenia reprezentacji słów i dokumentów opartą na analizie struktury współwystępowania terminów w zbiorze dokumentów. Punktem wyjścia jest macierz termin–dokument X, której elementy opisują częstość występowania poszczególnych słów w dokumentach. Następnie macierz ta poddawana jest rozkładowi według wartości osobliwych (SVD, ang. Singular Value Decomposition) [48]:

$$X = T_0 S_0 D_0^T, \tag{2.5}$$

gdzie:
T_0 - lewe wektory osobliwe związane z terminami,
D_0 - prawe wektory osobliwe związane z dokumentami,
S_0 - macierz diagonalna zawierającą wartości osobliwe.

W celu uzyskania przestrzeni latentnej zachowuje się jedynie k największych wartości osobliwych oraz odpowiadające im wektory. Otrzymywane jest wówczas przybliżenie macierzy wejściowej:

$$X \approx \hat{X} = TSD^T. \tag{2.6}$$

Redukcja wymiarowości pozwala na odwzorowanie terminów i dokumentów w przestrzeni o mniejszej liczbie wymiarów, która odzwierciedla ukryte zależności wynikające ze wzorców współwystępowania słów. Dzięki temu słowa występujące w podobnych kontekstach mogą uzyskać zbliżone reprezentacje, nawet jeśli nie występują bezpośrednio razem w tych samych dokumentach [11, 48, 131].

PLSA (ang. Probabilistic Latent Semantic Analysis) stanowi probabilistyczne podejście do identyfikowania ukrytej struktury semantycznej na podstawie współwystępowania słów i dokumentów. W przeciwieństwie do LSA, w której redukcję wymiarowości przeprowadza się za pomocą rozkładu SVD, PLSA wykorzystuje model probabilistyczny ze zmienną ukrytą z, reprezentującą klasę lub temat semantyczny [75]. Wspólne prawdopodobieństwo wystąpienia dokumentu d i słowa

w jest określone jako

$$P(d, w) = \sum_{z \in Z} P(z)P(d|z)P(w|z). \tag{2.7}$$

Model zakłada warunkową niezależność słowa i dokumentu przy znanej zmiennej ukrytej z. Równoważnie prawdopodobieństwo wystąpienia słowa w w dokumencie d można przedstawić jako

$$P(w|d) = \sum_{z \in Z} P(w|z)P(z|d). \tag{2.8}$$

Oznacza to, że dokument jest reprezentowany jako mieszanina ukrytych klas semantycznych, natomiast każda z tych klas charakteryzowana jest rozkładem prawdopodobieństwa słów. Parametry modelu wyznaczane są na podstawie danych poprzez maksymalizację funkcji wiarygodności, najczęściej z zastosowaniem algorytmu EM (ang. Expectation-Maximization) [75].

LDA (ang. Latent Dirichlet Allocation) jest generatywnym probabilistycznym modelem tematów, w którym zakłada się, że każdy dokument stanowi mieszaninę ukrytych tematów, natomiast każdy temat charakteryzowany jest rozkładem prawdopodobieństwa słów [25]. Dla każdego dokumentu losowany jest wektor proporcji tematów

$$\theta \sim Dir(\alpha), \tag{2.9}$$

gdzie:
$Dir(\alpha)$ - rozkład Dirichleta o parametrze α.
Następnie dla każdego słowa w_n w dokumencie losowany jest temat

$$z_n \sim Multinomial(\boldsymbol{\theta}), \tag{2.10}$$

a samo słowo generowane jest zgodnie z rozkładem zależnym od wybranego tematu:

$$w_n \sim p(w_n|z_n, \beta), \tag{2.11}$$

gdzie:
β - rozkłady prawdopodobieństwa słów dla poszczególnych tematów.
Łączny rozkład proporcji tematów $\boldsymbol{\theta}$, przypisań tematów z oraz słów w ma postać

$$p(\theta, z, w \mid \alpha, \beta) = p(\theta \mid \alpha) \prod_{n=1}^{N} p(z_n \mid \theta)p(w_n \mid z_n, \beta). \tag{2.12}$$

W rezultacie dokument może być reprezentowany za pomocą rozkładu prawdopodobieństwa nad ograniczoną liczbą tematów, co pozwala uzyskać jego reprezentację w przestrzeni latentnej o mniejszej liczbie wymiarów niż pierwotna przestrzeń słów [25].

2.2.2 Osadzenia słów oparte na sieciach neuronowych

Rozwój metod reprezentacji słów doprowadził do zastąpienia jawnych, wysokowymiarowych reprezentacji opartych na zliczaniu współwystąpień przez reprezentacje uczone bezpośrednio na podstawie danych tekstowych. W podejściach wykorzystujących modele neuronowe słowom przypisywane są gęste, niskowymiarowe wektory, których wartości są wyznaczane podczas procesu uczenia modelu. Parametry reprezentacji są aktualizowane w taki sposób, aby umożliwić przewidywanie słowa na podstawie jego kontekstu lub kontekstu na podstawie analizowanego słowa. W rezultacie słowa występujące w podobnych kontekstach uzyskują zbliżone reprezentacje wektorowe.

Metoda Word2Vec została przestawiona w [122] i pozwala na wychwytywanie semantycznych znaczeń słów. Architektura ogólna opiera się na w pełni połączonej, dwuwarstwowej sieci neuronowej typu feedforward (bez sprzężeń zwrotnych) z jedną warstwą ukrytą bez funkcji aktywacji w związku z tym przekształcenie jest liniowe [11, 83]. Każde z słów jest zakodowane jednorazowo jako wektor w przestrzeni wielowymiarowej, przez co nie jest modelowana polisemia ani znaczenie zależne od kontekstu [11, 131]. Słowa mogą mieć różny stopień podobieństwa takie, że słowa bliskoznaczne występują blisko siebie. Można wyróżnić dwa warianty, gdzie oba generują gęste, nisko-wymiarowe wektory słów:

- CBOW (ang. Continuous Bag-of-Words) – przewiduje słowo na podstawie kontekstu:
$$P(w_t|w_{t-c},\ldots,w_{t-1},w_{t+1},\ldots,w_{t+c}), \tag{2.13}$$
gdzie:
w_t - słowo centralne,
c - rozmiar analizowanego kontekstu.

- Skip-gram – przewiduje kontekst na podstawie słowa. Kontekst definiowany jest za pomocą okna o określonym rozmiarze, obejmującego słowa znajdujące się przed i po analizowanym słowie. Proces uczenia polega na maksymalizacji prawdopodobieństwa wystąpienia słów kontekstowych przy zadanym słowie centralnym:
$$\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\sum_{-c\leq j\leq c\ j\neq 0}\log P(w_{t+j}\mid w_t), \tag{2.14}$$
gdzie:
T - liczba słów w korpusie,
w_t - słowo centralne,
c - rozmiar okna kontekstowego.

W wyniku procesu uczenia słowom przypisywane są gęste reprezentacje wektorowe, przy czym słowa występujące w podobnych kontekstach uzyskują zbliżone reprezentacje.

Do wyznaczania prawdopodobieństwa słów kontekstowych w modelu skip-gram może być wykorzystywana funkcja softmax obejmująca cały słownik. Podejście to wymaga obliczenia prawdopodobieństwa dla wszystkich słów znajdujących się w słowniku, przez co jego koszt obliczeniowy rośnie wraz z rozmiarem słownika. Dla pełnego softmaxu prawdopodobieństwo słowa kontekstowego w_O przy zadanym słowie wejściowym w_I jest określone jako:

$$p(w_O|w_I) = \frac{\exp\left({v'_{w_O}}^T v_{w_I}\right)}{\sum_{w=1}^{W} \exp\left({v'_w}^T v_{w_I}\right)}, \tag{2.15}$$

gdzie:

v_{w_I} - wektor wejściowy słowa centralnego,

v'_{w_O} — wektor wyjściowy słowa kontekstowego,

W - liczba słów w słowniku.

Alternatywę stanowi metoda Negative sampling, w której zamiast aktualizować parametry dla wszystkich słów, model rozróżnia obserwowane pary słowo–kontekst od ograniczonej liczby losowo wybranych przykładów negatywnych. Pozwala to znacząco ograniczyć koszt obliczeń i przyspieszyć proces uczenia reprezentacji słów. Dla Negative sampling funkcję celu można zdefiniować następująco:

$$\log\sigma\left({v'_{w_O}}^T v_{w_I}\right) + \sum_{i=1}^{k} \mathbb{E}_{w_i\sim P_n(w)}\left[\log\sigma\left(-{v'_{w_i}}^T v_{w_I}\right)\right], \tag{2.16}$$

gdzie:

k - liczba przykładów negatywnych,

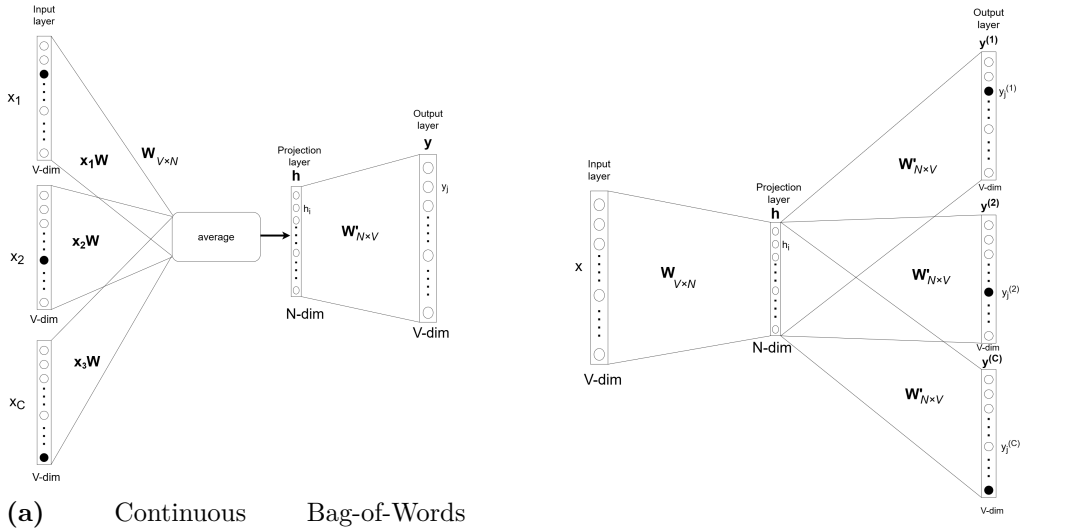
$P_n(w)$ — rozkład, z którego losowane są przykłady negatywne,

σ - funkcja sigmoidalna [123].

W wyniku procesu uczenia każde słowo otrzymuje wektor o ustalonym wymiarze [83, 131]. Na Rys. 2.3 zostały przedstawione architektury obu wariantów.

2.2.3 Osadzenia kontekstualne

W przeciwieństwie do statycznych osadzeń słów, w których danemu słowu przypisywany jest jeden niezmienny wektor niezależnie od miejsca jego wystąpienia, modele kontekstualne generują kontekstowe reprezentacje wektorowe. Oznacza to, że reprezentacja danego tokenu jest wyznaczana z uwzględnieniem jego



(a) Continuous Bag-of-Words (CBOW). **(b)** Skip-gram.

Rys. 2.3: Schematyczne przedstawienie architektury modeli Word2Vec, opracowane na podstawie [122, 153],

otoczenia językowego, zarówno po lewej, jak i po prawej stronie. W konsekwencji to samo słowo może otrzymać różne reprezentacje w zależności od zdania, w którym występuje. Mechanizm ten umożliwia uwzględnienie kontekstu oraz wieloznaczności słów podczas generowania osadzeń.

Architektura Transformer została zaproponowana przez Vaswaniego i in. jako model przetwarzania sekwencji oparty przede wszystkim na mechanizmie uwagi, bez wykorzystania warstw rekurencyjnych i konwolucyjnych [178]. Podstawowym elementem architektury jest mechanizm uwagi, który umożliwia określenie zależności pomiędzy poszczególnymi elementami sekwencji niezależnie od ich wzajemnej odległości. Dla każdej reprezentacji wejściowej model wyznacza trzy macierze: zapytań Q (ang. *queries*), kluczy K (ang. *keys*) oraz wartości V (ang. *values*). Na ich podstawie obliczana jest skalowana uwaga iloczynowa, którą można zapisać w następującej postaci:

$$\text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V, \tag{2.17}$$

gdzie:

d_k - wymiar wektorów kluczy,

QK^T – iloczyn określający stopień dopasowania pomiędzy elementami sekwencji,

softmax – funkcja przekształcająca uzyskane wartości w wagi wykorzystywane następnie do agregacji wektorów V.

W architekturze Transformer mechanizm uwagi działa równolegle w wielu niezależnych głowach. Dzięki temu model może jednocześnie analizować różne

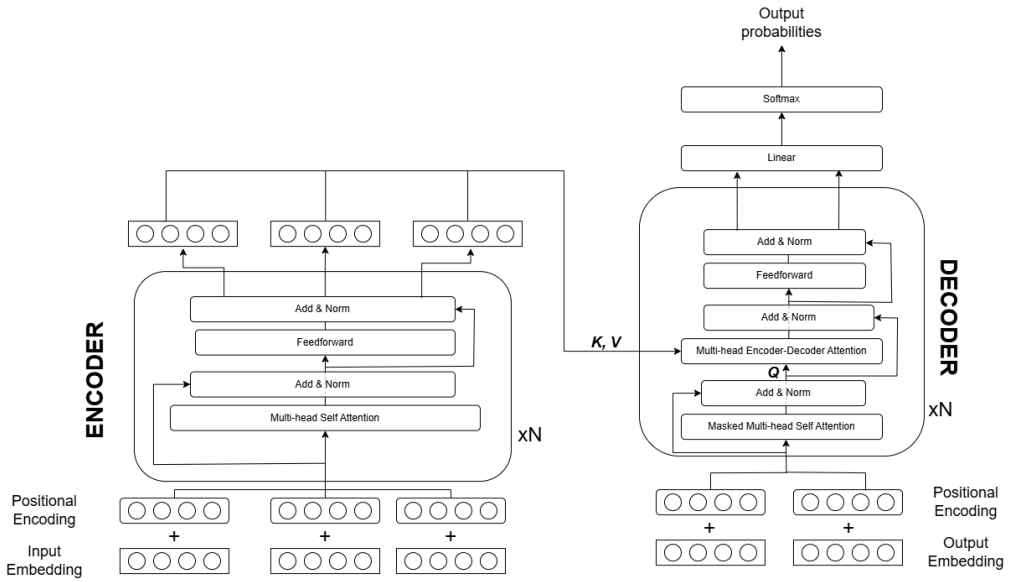
rodzaje zależności między elementami sekwencji. Wyniki uzyskane przez poszczególne głowy są następnie łączone i przetwarzane w kolejnych warstwach sieci neuronowej. Ponieważ Transformer nie korzysta z mechanizmu rekurencyjnego, informacja o kolejności elementów sekwencji jest przekazywana za pomocą kodowania pozycyjnego. Poszczególne warstwy modelu zawierają również sieci typu feed-forward, połączenia rezydualne oraz mechanizm normalizacji warstwowej [178]. Na Rys. 2.4 przedstawiono architekturę modelu Transformer.

Architektura Transformer stała się podstawą wielu późniejszych modeli językowych, w tym modelu BERT, który wykorzystuje wielowarstwową część kodującą Transformera do tworzenia kontekstowych reprezentacji elementów sekwencji.

BERT (ang. Bidirectional Encoder Representations from Transformers) jest modelem reprezentacji języka opartym na wielowarstwowej części kodującej architektury Transformer [50]. Jego kluczową cechą jest dwukierunkowe przetwarzanie kontekstu, co oznacza, że reprezentacja danego elementu sekwencji tworzona jest z uwzględnieniem zarówno słów znajdujących się przed nim, jak i po nim. W odróżnieniu od wcześniejszych modeli jednokierunkowych umożliwia to jednoczesne wykorzystanie informacji pochodzących z obu stron analizowanego słowa. Reprezentacja wejściowa modelu BERT powstaje jako suma reprezentacji tokenu, informacji o jego pozycji w sekwencji oraz reprezentacji segmentu. Tekst jest tokenizowany z wykorzystaniem mechanizmu WordPiece. Do sekwencji dodawany jest specjalny token [CLS], którego końcowa reprezentacja może być wykorzystywana w zadaniach klasyfikacyjnych, natomiast token [SEP] służy między innymi do rozdzielania kolejnych segmentów tekstu.

Uczenie wstępne oryginalnego modelu BERT realizowane było z wykorzystaniem dwóch zadań. Pierwszym z nich jest Masked Language Modeling (MLM), polegające na maskowaniu części tokenów wejściowych i przewidywaniu ich pierwotnej postaci na podstawie pozostałego kontekstu. Mechanizm ten umożliwia uczenie reprezentacji z wykorzystaniem informacji występujących zarówno po lewej, jak i po prawej stronie maskowanego tokenu. Drugim zadaniem było Next Sentence Prediction (NSP), którego celem było określenie, czy drugie zdanie w parze rzeczywiście następowało po pierwszym w tekście źródłowym.

W wyniku uczenia model BERT generuje kontekstowe reprezentacje poszczególnych tokenów. Oznacza to, że ten sam wyraz może uzyskać różne reprezentacje wektorowe w zależności od kontekstu, w którym występuje. Wstępnie wytrenowany model może następnie zostać dostosowany do określonego zadania poprzez dalsze uczenie, tzw. fine-tuning, bez konieczności wprowadzania istotnych zmian w jego podstawowej architekturze [50].



Rys. 2.4: Schemat uproszczonej architektury modelu transformerowego opracowany na podstawie [30, 178].

2.3 Metody oceny i analizy emocji

W poniższym rozdziale omówiono metody oceny i analizy emocji z dwóch perspektyw: technicznej, obejmującej analizę emocji w tekstach pisanych, oraz psychologicznej, opartej na wykorzystaniu testów psychologicznych.

Techniczne metody analizy emocji w tekstach

Autorzy omawiają różne techniki automatycznego rozpoznawania emocji w tekście, obejmujące podejścia oparte na słowach kluczowych, regułach, uczeniu maszynowym oraz uczeniu głębokim. W podejściu opartym na słowach kluczowych identyfikowane są w tekście wyrazy powiązane z określonymi emocjami, najczęściej na podstawie wcześniej przygotowanych zasobów leksykalnych, takich jak WordNet lub WordNet-Affect. Metody regułowe wykorzystują natomiast zdefiniowane reguły językowe i statystyczne, uwzględniające m.in. strukturę tekstu, części mowy czy występowanie negacji. Podejścia oparte na uczeniu maszynowym polegają na wyodrębnieniu cech tekstu i wykorzystaniu ich do trenowania modeli klasyfikujących wypowiedzi do określonych kategorii emocji. Z kolei metody uczenia głębokiego wykorzystują wielowarstwowe sieci neuronowe oraz reprezentacje wektorowe tekstu, umożliwiając automatyczne uczenie bardziej złożonych zależności między treścią wypowiedzi a przypisanymi jej emocjami [100]. Wśród licznych prac omówionych w przeglądzie literatury zidentyfikowano kilka publikacji, których założenia były zbliżone do metodyki przyjętej w niniejszej pracy. Ma i wsp. zaproponowali hybrydowe podejście słownikowo-regułowe, łączące ocenę emocjonalności poszczególnych słów z analizą całych zdań. Na poziomie zdania uwzględniano m.in. relacje między podmiotem, czasownikiem i dopełnieniem, a także występowanie negacji. Poszczególnym słowom przypisywano wagi emocjonalne z zakresu $[0, 1]$, wyznaczane na podstawie udziału ich znaczeń o charakterze emocjonalnym w stosunku do wszystkich znaczeń danego słowa dostępnych w WordNet. Na poziomie frazy wartości te były następnie agregowane poprzez sumowanie odpowiadających im wektorów emocjonalnych. W publikacji nie przedstawiono jednak szczegółowych wyników eksperymentalnej oceny skuteczności zaproponowanego rozwiązania [110]. W kolejnej pracy również zastosowano podejście słownikowo-regułowe do rozpoznawania emocji w zdaniach. Słowa związane z emocjami identyfikowano z wykorzystaniem zasobów leksykalnych, m.in. WordNet-Affect, a następnie analizowano ich znaczenie w kontekście całego zdania. W metodzie uwzględniano również negację oraz wyrazy wzmacniające lub osłabiające emocję, dzięki czemu możliwe było określenie nie tylko rodzaju emocji, ale także jej siły [139]. W artykule opracowano korpus tekstów, w którym zdania były ręcznie oznaczane pod kątem rodzaju i natężenia emocji. Uwzględniono sześć podstawowych emocji Ekmana, a ich natężenie oceniano w trzech kategoriach: niskiej, średniej i wysokiej. Anotatorzy wskazywali również fragmenty wypowiedzi, które odpowiadały za jej emocjonalny charakter. Następnie autorzy przeprowadzili eksperyment automatycznej klasyfikacji zdań jako emocjonalnych lub nieemocjonalnych. Wykorzystano w tym celu cechy leksykalne pochodzące z zasobów General Inquirer i WordNet-Affect oraz klasyfikatory Naive Bayes i SVM. Najlepszy wynik uzyskano dla SVM, dla którego dokładność klasyfikacji wyniosła 73,89% [5]. Mimo że powyższe prace powstały stosunkowo dawno, pokazują, że problem rozpoznawania emocji w tekście i określania ich natężenia od wielu lat znajduje się w obszarze zainteresowania badaczy. Now-

sze podejścia, oparte na architekturach sieci neuronowych, zostały wykorzystane m.in. w [18] i [42]. Autorzy [18] zastosowali modele głębokiego uczenia do klasyfikacji emocji w rozmowach między użytkownikiem a chatbotem (nie ich natężenia). Analizowano trzy kolejne wypowiedzi, a zadaniem modelu było przypisanie ostatniej z nich do jednej z klas: smutek, złość, radość lub pozostałe. Autorzy wykorzystali m.in. dwuwarstwową sieć Bi-LSTM z mechanizmem uwagi, Universal Sentence Encoder oraz model BERT, a następnie połączyli ich wyniki w model łączony. Najlepsze rozwiązanie uzyskało wartość F1 równą 0,77. W artykule [42] wykorzystano modele transformerowe do wieloetykietowej klasyfikacji emocji w tekście. W badaniu przeprowadzono na zbiorze GoEmotions, obejmujący 27 kategorii emocji oraz klasę neutralną, a następnie porównano skuteczność modeli BERT, DistilBERT, RoBERTa, XLNet i ELECTRA. Modele poddano dostrajaniu do zadania rozpoznawania emocji, a ich skuteczność oceniano m.in. za pomocą miary macro F1. Najlepszy wynik uzyskał model RoBERTa (F1 = 0,49), natomiast DistilBERT i XLNet osiągnęły wartość 0,48 [42]. Autorzy [111] porównali podejście leksykonowe, Naïve Bayes, SVM wykorzystujące reprezentacje Bag-of-Words oraz model głębokiego uczenia łączący Conv1D i LSTM. W badaniu wykorzystano wcześniej etykietowany zbiór danych, w którym poszczególnym wypowiedziom przypisano jedną z sześciu kategorii emocji: radość, smutek, złość, strach, miłość lub zaskoczenie. Na jego podstawie trenowano i oceniano badane modele klasyfikacyjne. Najlepsze wyniki uzyskał model neuronowy Conv1D+LSTM, osiągając dokładność równą 0,91 oraz wartości F1 od 0,76 do 0,95 w zależności od emocji [111]. W badaniu [125] analizowano zarówno rodzaj, jak i natężenie emocji występujących w krótkich wypowiedziach tekstowych. W zadaniu dotyczącym natężenia uwzględniono cztery emocje: radość, smutek, złość i strach, dla których wartość wyrażano w sposób ciągły w zakresie od 0 do 1. Wartości referencyjne wyznaczono na podstawie ręcznych ocen z wykorzystaniem metody Best–Worst Scaling, polegającej na porównywaniu natężenia danej emocji pomiędzy kilkoma wypowiedziami. Skuteczność modeli oceniano przede wszystkim za pomocą współczynnika korelacji Pearsona. Najlepszy system dla języka angielskiego osiągnął średnią wartość korelacji równą 0,799. Wśród najlepszych rozwiązań dominowały podejścia łączące reprezentacje neuronowe tekstu z cechami pochodzącymi ze słowników emocjonalnych. W [142] na podstawie przeglądu 154 publikacji autorzy wskazują, że w badaniach nad emocjami w tekście zdecydowanie najczęściej stosowane są modele kategorialne. Największą uwagę poświęca się emocjom Ekmana, takim jak złość, strach, smutek, radość, wstręt i zaskoczenie, natomiast rzadziej analizowane są m.in. zaufanie, oczekiwanie, lęk, poczucie winy, wstyd czy miłość. W większości prac zadanie polegało więc na wykrywaniu obecności danej emocji lub przypisaniu tekstu do określonej kategorii. Autorzy zwracają jednak uwagę również na podejścia ilościowe, w których emocjom przypisuje się określone wartości, np. w skali Likerta od 0 do 3, albo przewiduje ciągłe wartości walencji, pobudzenia i dominacji (VAD). Oprócz modeli kategorialnych i wymiarowych pojawiają się także podejścia komponentowe,

uwzględniające takie elementy oceny sytuacji jak pewność, kontrola czy przyjemność [142]. W badaniu [87] zaproponowano zbiór WRIME przeznaczony do określania natężenia emocji w tekście. Dla 17 000 wpisów z mediów społecznościowych oceniano osiem emocji Plutchika, przypisując każdej z nich wartość od 0 do 3, odpowiadającą kolejno brakowi, słabemu, średniemu i silnemu natężeniu. Istotnym elementem badania było rozróżnienie ocen subiektywnych, nadawanych przez autorów wypowiedzi, oraz ocen obiektywnych, przypisywanych przez niezależnych czytelników. Do automatycznego przewidywania natężenia emocji wykorzystano m.in. Bag-of-Words z regresją logistyczną, fastText z SVM oraz model BERT. Najlepsze wyniki uzyskano dla modeli BERT, przy czym przewidywanie subiektywnego natężenia emocji autora okazało się trudniejsze niż przewidywanie ocen nadawanych przez czytelników [87]. W badaniu [14] opracowano multimodalny zbiór CMU-MOSEI, obejmujący 23 453 fragmenty wypowiedzi z uwzględnieniem informacji tekstowych, wizualnych i akustycznych. Każdy fragment oznaczono pod względem sześciu podstawowych emocji Ekmana: radości, smutku, złości, strachu, wstrętu i zaskoczenia. Natężenie każdej z emocji oceniano niezależnie w skali od 0 do 3, gdzie 0 oznaczało brak danej emocji, a 3 jej silne natężenie. Do analizy danych autorzy zaproponowali model Graph-MFN, wykorzystujący mechanizm Dynamic Fusion Graph do łączenia informacji pochodzących z poszczególnych modalności. W zadaniu rozpoznawania emocji model osiągnął wartości F1 od 0,663 do 0,899, w zależności od analizowanej emocji. Mimo że zbiór zawierał oceny natężenia emocji, wyniki raportowano przede wszystkim w postaci miar klasyfikacyjnych, a nie miar błędu odnoszących się bezpośrednio do przewidywania natężenia emocji [14]. W badaniu [88] analizowano natężenie czterech emocji: złości, strachu, radości i smutku. Każdej wypowiedzi przypisywano jedną z czterech klas natężenia, od 0 oznaczającego brak emocji do 3 odpowiadającego jej wysokiemu natężeniu. Do reprezentacji tekstu wykorzystano m.in. Word2Vec, DeepMoji, BERT, Sentence-BERT i Twitter-RoBERTa, a klasyfikację przeprowadzono z użyciem ważonego algorytmu k-najbliższych sąsiadów oraz modelu zespołowego. Skuteczność oceniano za pomocą współczynnika korelacji Pearsona (PCC). Najlepsze rozwiązanie osiągnęło średnią wartość PCC równą 0,635, przy czym najwyższy wynik uzyskano dla smutku (0,670), a najniższy dla strachu (0,601) [88]. Saffar i wsp. [157] w przeglądzie badań dotyczących rozpoznawania emocji w tekstach związanych ze zdrowiem wskazali, że większość stosowanych rozwiązań opiera się na klasyfikacji emocji do określonych kategorii. Znacznie rzadziej stosowane są podejścia umożliwiające ilościowe określenie natężenia poszczególnych emocji [157]. W badaniu [92] opracowano zbiór Real World Worry Dataset obejmujący 5000 wypowiedzi tekstowych pochodzących od 2500 uczestników. Badani samodzielnie oceniali natężenie swoich emocji w dziewięciostopniowej skali, a następnie opisywali swoje aktualne odczucia w formie krótkiej i dłuższej wypowiedzi tekstowej. Do przewidywania natężenia lęku, strachu, smutku oraz zmartwienia wykorzystano modele regresji grzbietowej oparte na cechach TF-IDF oraz częściach mowy. Najlepsze wyniki uzyskano dla dłuższych

wypowiedzi reprezentowanych za pomocą TF-IDF, dla których MAE wynosiło od 1,26 do 1,75, a współczynnik R^2 od 0,12 do 0,16. Wyniki wskazały również, że dłuższe wypowiedzi dostarczały więcej informacji pozwalających na ilościowe przewidywanie stanów emocjonalnych niż krótkie teksty [92]. W badaniu [49] zaproponowano chatbot SERMO wspierający regulację emocji w obszarze zdrowia psychicznego. Do analizy wypowiedzi użytkowników zastosowano podejście słownikowe oparte na niemieckim zasobie SentiWS, umożliwiające rozpoznawanie pięciu emocji: strachu, złości, smutku, radości i żalu. Rozwiązanie miało charakter klasyfikacyjny i nie obejmowało automatycznego określania natężenia poszczególnych emocji [49].

Wśród nielicznych badań wykorzystujących NLP do analizy emocji w kontekście zaburzeń odżywiania Uban i in. [177] analizowali aktywność użytkowników Reddita z jadłowstrętem psychicznym, wykorzystując m.in. kategorie emocjonalne pochodzące z NRC Emotion Lexicon oraz cechy psycholingwistyczne LIWC. Porównano m.in. BiLSTM, hierarchiczną sieć z mechanizmem uwagi (HAN), CNN+LSTM, RoBERTa, ALBERT oraz regresję logistyczną. Dla anoreksji najlepsze F1, wynoszące 0,76, uzyskał model CNN+LSTM, natomiast najwyższe AUC, równe 0,96, osiągnął model HAN. RoBERTa uzyskał F1 = 0,70 i AUC = 0,83. Informacje o emocjach stanowiły jednak przede wszystkim cechy wykorzystywane do klasyfikacji użytkowników jako osób z zaburzeniem lub bez niego [177].

Z kolei Sadowski i wsp. zastosowali model oparty na RoBERTa do analizy transkrypcji wypowiedzi kobiet z jadłowstrętem psychicznym, bulimią psychiczną i kobiet zdrowych. Dla każdej wypowiedzi określano prawdopodobieństwo wystąpienia 27 emocji oraz kategorii neutralnej. Uzyskane wartości odzwierciedlały jednak prawdopodobieństwo wystąpienia danej kategorii emocjonalnej, a nie bezpośrednią ocenę jej natężenia [156].

Podsumowując, w większości omówionych badań wykorzystywano wcześniej oznaczone zbiory danych, w których wypowiedzi miały przypisane etykiety emocji lub ich natężenia. Zbiory te opracowano głównie dla języka angielskiego lub innych języków obcych, natomiast brakowało rozwiązań odnoszących się do języka polskiego. Ponadto zdecydowana większość analizowanych metod koncentrowała się na klasyfikacji emocji do określonych kategorii, a jedynie nieliczne podejścia umożliwiały ich ilościową ocenę. W pracach tych stosowano również różne zestawy emocji, skale natężenia oraz miary oceny, co utrudnia bezpośrednie porównanie uzyskiwanych wyników.

Psychologiczne metody oceny emocji

Do oceny emocji, nastroju oraz szerzej rozumianego funkcjonowania emocjonalnego stosuje się różnorodne narzędzia psychologiczne. Różnią się one zarówno konstrukcją, jak i zakresem pomiaru – część z nich koncentruje się na aktualnie doświadczanych emocjach i nastroju, inne dotyczą względnie trwałych dyspozycji afektywnych, kompetencji emocjonalnych lub zdolności rozpoznawania emocji. Jednym z powszechnie stosowanych narzędzi jest PANAS (ang. Positive and Ne-

gative Affect Schedule), przeznaczony do pomiaru pozytywnego i negatywnego afektu, m.in. w badaniach dotyczących reakcji na sytuacyjne manipulacje emocjonalne. Odpowiedzi udzielane są z wykorzystaniem pięciostopniowej skali Likerta. Polskim odpowiednikiem PANAS jest SUPIN – Skala Uczuć Pozytywnych i Negatywnych, która pozwala na ocenę nasilenia afektu pozytywnego i negatywnego. W zależności od zastosowanej instrukcji może służyć zarówno do pomiaru aktualnych stanów afektywnych, jak i względnie trwałych dyspozycji. Do narzędzi opartych na podobnym, wymiarowym ujęciu doświadczeń emocjonalnych należy SPANE (ang. Scale of Positive and Negative Experience). Skala służy do oceny pozytywnych i negatywnych uczuć stanowiących istotny element subiektywnego dobrostanu. Obejmuje 12 pozycji – sześć odnoszących się do doświadczeń pozytywnych (SPANE-P) oraz sześć do negatywnych (SPANE-N). Wyniki obu podskal obliczane są oddzielnie, natomiast wskaźnik równowagi afektywnej uzyskuje się przez odjęcie wyniku SPANE-N od SPANE-P. Może on przyjmować wartości od -24, oznaczającej zdecydowaną przewagę doświadczeń negatywnych, do $+24$, wskazującej na przewagę doświadczeń pozytywnych [52]. Do ogólnej oceny nastroju może być również wykorzystywana Skala Nastroju Ogólnego, składająca się z dziesięciu twierdzeń odnoszących się do pozytywnego lub negatywnego nastroju, bez rozróżniania konkretnych kategorii emocji. Odpowiedzi udzielane są na skali Likerta [187]. Innym narzędziem służącym do szybkiego pomiaru nastroju jest UMACL (ang. UWIST Mood Adjective Checklist). Pozwala ono scharakteryzować aktualny stan afektywny m.in. pod względem poziomu pobudzenia oraz tonu hedonicznego [117]. Narzędzia tego rodzaju ujmują stan emocjonalny przede wszystkim w postaci szerszych wymiarów, a nie pojedynczych kategorii emocji.

Odmienne podejście reprezentują kwestionariusze koncentrujące się na emocjach dyskretnych. DEQ (ang. Discrete Emotions Questionnaire) umożliwia ocenę ośmiu stanów emocjonalnych: złości, wstrętu, strachu, niepokoju, smutku, radości, zrelaksowania oraz pragnienia. Do tej grupy należy również DES (ang. Differential Emotions Scale), opracowany na podstawie teorii różnicowych emocji Carrolla Izarda. Skala obejmuje 30 pozycji – po trzy dla każdej z dziesięciu analizowanych emocji: zainteresowania, radości, zaskoczenia, smutku, gniewu, wstrętu, pogardy, strachu, wstydu/nieśmiałości oraz poczucia winy. Odpowiedzi udzielane są z wykorzystaniem pięciostopniowej skali Likerta [26, 80].

Bardziej rozbudowanym narzędziem samoopisowym jest MEQ (ang. Multidimensional Emotion Questionnaire). Kwestionariusz obejmuje ocenę dziesięciu emocji dyskretnych – pięciu pozytywnych: szczęścia, podekscytowania, entuzjazmu, dumy i inspiracji, oraz pięciu negatywnych: smutku, strachu, złości, wstydu i lęku. Pozwala również wyznaczyć nadrzędne wymiary pozytywnej i negatywnej emocjonalności. Dodatkowo uwzględnia trzy właściwości reaktywności emocjonalnej: częstotliwość, intensywność i trwałość reakcji, a także regulację emocji, traktowaną jako odrębny aspekt funkcjonowania emocjonalnego [93].

Osobną grupę stanowią narzędzia, które nie służą bezpośrednio do określania nasilenia aktualnie doświadczanych emocji, lecz do oceny kompetencji i zdolności

emocjonalnych. TRE (Test Rozumienia Emocji) koncentruje się na zdolności rozumienia emocji i stanów afektywnych [116]. DINEMO (Dwuwymiarowy Inwentarz Inteligencji Emocjonalnej) umożliwia stosunkowo szybką ocenę kompetencji emocjonalnych [115], natomiast INTE (Kwestionariusz Inteligencji Emocjonalnej) jest kwestionariuszem samoopisowym odnoszącym się do rozpoznawania, rozumienia i kontrolowania emocji [81]. Z kolei TIE (Test Inteligencji Emocjonalnej) ma charakter zadaniowy i służy do oceny zdolności związanych z percepcją, rozumieniem, wykorzystywaniem oraz zarządzaniem emocjami [165].

Do oceny zdolności rozpoznawania emocji może być wykorzystywany również GERT (ang. Geneva Emotion Recognition Test). W przeciwieństwie do kwestionariuszy samoopisowych ma on charakter zadaniowy i wykorzystuje materiał audiowizualny. Pełna wersja testu obejmuje 83 krótkie nagrania, po których osoba badana wskazuje jedną z 14 emocji najlepiej opisującą stan wyrażany przez aktora. Wykonanie testu zajmuje około 20 minut [158]. Opracowano również skróconą wersję GERT-S, obejmującą 42 nagrania i wymagającą około 10 minut [159]. Przykładem bardziej kompleksowego narzędzia diagnostycznego jest natomiast SENA (hiszp. Sistema de Evaluación de Niños y Adolescentes, ang. System for the Assessment of Children and Adolescents), przeznaczona do oceny funkcjonowania dzieci i młodzieży. System pozwala identyfikować m.in. problemy związane z regulacją emocjonalną, lękiem oraz objawami depresyjnymi. Uwzględnia przy tym informacje pochodzące z różnych źródeł, wykorzystując formularze przeznaczone dla dziecka, rodzica oraz nauczyciela [62]. Przedstawione narzędzia pokazują, że ocena emocji może być prowadzona na kilku poziomach. Może obejmować pomiar ogólnego afektu i nastroju, nasilenia konkretnych emocji dyskretnych, właściwości reaktywności emocjonalnej, a także kompetencji związanych z rozpoznawaniem, rozumieniem i regulacją emocji. Wybór odpowiedniego narzędzia zależy zatem od tego, czy przedmiotem badania jest aktualny stan emocjonalny, względnie trwała dyspozycja, określone emocje czy też zdolności związane z przetwarzaniem informacji emocjonalnych.

W badaniach dotyczących zaburzeń odżywiania wykorzystywane są narzędzia odnoszące się do różnych aspektów funkcjonowania emocjonalnego, jednak większość z nich nie służy bezpośredniej ocenie natężenia konkretnych emocji. Do najczęściej stosowanych należą DERS (Difficulties in Emotion Regulation Scale), MAIA (Multidimensional Assessment of Interoceptive Awareness), EDI/EDI-3 (Eating Disorder Inventory), TAS-20 (Toronto Alexithymia Scale) oraz EES (Emotional Eating Scale).

DERS ocenia trudności w regulacji emocji, obejmując m.in. ich akceptację, świadomość i rozumienie, kontrolę zachowania pod wpływem emocji oraz dostęp do strategii regulacyjnych [70]. Narzędzie było wykorzystywane w badaniach osób z różnymi typami zaburzeń odżywiania [8, 150].

MAIA służy do oceny świadomości interoceptywnej, w tym zdolności dostrzegania związku między odczuciami cielesnymi a stanami emocjonalnymi [119]. Narzędzie MAIA było wykorzystywane również w badaniach obejmujących osoby

z zaburzeniami odżywiania, m.in. w pracy [140].

EDI-3 jest narzędziem przeznaczonym do oceny psychopatologii zaburzeń odżywiania i obejmuje m.in. podskale deficytów interoceptywnych oraz dysregulacji emocjonalnej [38]. EDI-3 było stosowane w badaniach osób z zaburzeniami odżywiania m.in. w pracach [38, 163].

TAS-20 mierzy aleksytymię, w szczególności trudności w identyfikowaniu i opisywaniu uczuć oraz zewnętrznie ukierunkowany styl myślenia. Skala była wielokrotnie stosowana w populacji osób z zaburzeniami odżywiania [127, 194], a jej wykorzystanie w tej grupie zostało również omówione w przeglądzie [133].

Spośród wymienionych narzędzi najbardziej bezpośrednio do konkretnych stanów emocjonalnych odnosi się EES, która ocenia skłonność do jedzenia pod wpływem 25 stanów emocjonalnych grupowanych w obszary złości/frustracji, lęku oraz obniżonego nastroju [10]. Skalę wykorzystywano również w badaniach osób z zaburzeniami odżywiania [154, 194].

W przeprowadzonym przeglądzie nie zidentyfikowano natomiast badań nad zaburzeniami odżywiania wykorzystujących testy psychologiczne do bezpośredniej, równoległej oceny natężenia kilku konkretnych emocji, takich jak radość, smutek, złość, strach czy wstręt. Większość stosowanych narzędzi koncentruje się raczej na regulacji emocji, aleksytymii, interocepcji lub emocjonalnych uwarunkowaniach zachowań żywieniowych.

2.4 Podsumowanie stanu wiedzy i uzasadnienie przeprowadzania analizy emocji z tekstów

Przeprowadzony przegląd literatury pozwolił uporządkować najczęściej stosowane podejścia do analizy emocji w tekście oraz wskazać obszary, które nadal wymagają dalszych badań. Spośród analizowanych modeli emocji jako podstawę prowadzonych analiz wybrano model Ekmana, obejmujący niewielki i jasno zdefiniowany zbiór emocji podstawowych. W dalszej części pracy skoncentrowano się na pięciu z nich: radości, smutku, strachu, złości i wstręcie.

Przegląd metod reprezentacji tekstu pokazał wyraźne przejście od klasycznych osadzeń słów do bardziej zaawansowanych modeli kontekstowych. Dlatego w badaniach uwzględniono kilka podejść reprezentujących różne etapy rozwoju tych metod: Skip-gram, Skip-gram z Negative Sampling oraz model transformerowy BERT. Takie zestawienie pozwoliło porównać, w jakim stopniu sposób reprezentacji słów i uwzględniania ich kontekstu wpływa na możliwość wydobywania informacji o emocjach z tekstu.

Analiza stanu wiedzy ujawniła również kilka istotnych ograniczeń dotychczasowych badań. Stosunkowo niewiele prac dotyczyło wykorzystania metod NLP do analizy emocji w kontekście zaburzeń odżywiania, a wśród omawianych rozwiązań nie zidentyfikowano badań poświęconych polskojęzycznym wypowiedziom osób z tymi zaburzeniami. Co więcej, większość dostępnych metod była opra-

cowywana i oceniana na wcześniej oznaczonych zbiorach danych, co wiązało się z koniecznością ręcznego przypisywania etykiet emocjonalnych do materiału uczącego.

Istotna różnica dotyczyła także sposobu definiowania samego zadania. W większości prac analiza emocji była traktowana jako problem klasyfikacji, polegający na przypisaniu wypowiedzi do jednej lub kilku kategorii emocjonalnych. Znacznie rzadziej podejmowano próbę ilościowego określenia natężenia poszczególnych emocji. Z tego względu w niniejszej pracy przyjęto podejście, którego celem nie jest jedynie stwierdzenie obecności danej emocji, ale oszacowanie jej natężenia w analizowanej wypowiedzi. Dodatkowo zaproponowana metodyka nie wymaga ręcznego oznaczania zbioru uczącego zawierającego wypowiedzi pacjentów, co upraszcza przygotowanie danych i ułatwia zastosowanie rozwiązania do nowych, wcześniej nieoznaczonych tekstów.

3. Materiał badawczy i metodyka badań

W niniejszy rozdziale przedstawiono materiał badawczy oraz omówiono szczegółowo etapy zaproponowanej metodyki badań.

3.1 Materiał badawczy

3.1.1 Notatki tekstowe

Badanie objęło sumarycznie 201 notatek tekstowych w języku polskim. 115 notatek zostało zebranych od pacjentów chorujących na jadłowstręt psychiczny, natomiast grupę kontrolną stanowiło 86 notatek. Dane zostały zebrane we współpracy z Samodzielnym Publicznym Szpitalem Klinicznym Nr 1 im. prof. Stanisława Szyszko Śląskiego Uniwersytetu Medycznego w Katowicach. Pacjenci zostali dokładnie wybrani na podstawie następujących kryteriów włączenia:

- postawiona diagnoza jadłowstrętu psychicznego przez lekarza psychiatrii (włączone kody choroby według ICD10: F50.00, F50.01, F50.02, F50.08),
- osoby w okresie dorastania (12 - 19 lat),
- brak innych współistniejących chorób psychicznych,
- czas od postawienia diagnozy nie dłuższy niż 3 lata.

Kryteria włączenia do grupy kontrolnej były następujące:

- osoby w okresie dorastania (12 - 19 lat),
- brak klinicznie stwierdzonych chorób o podłożu psychicznym.

Uzyskanie zgody komisji bioetycznej nie było wymagane, ponieważ Komisja Etyczna Śląskiego Uniwersytetu Medycznego uznała, że badanie nie podlega kwalifikacji jako eksperyment medyczny. Pacjenci udzielili świadomej zgody na udział w badaniu. Obu grupom zostało zadane pytanie: *"Jak postrzegasz swoje ciało?"* z prośbą o odpowiedź (nie narzucając długości odpowiedzi). Uczestnictwo w badaniu było dobrowolne i anonimowe.

Grupa pacjentów chorujących na jadłowstręt psychiczny charakteryzowała się następującymi cechami: 100% osób przystępujących do badania stanowiły kobiety, średni wiek pacjentki przystępującej do badania to 15,7 $\pm$ 2,0, średnią masą ciała pacjentek było 35,1 $\pm$ 4,7 kg, BMI wynosiło od 11,3 do 20,2 kg/m^2 ze średnią 15,1 $\pm$ 2,8 kg/m^2. W grupie kontrolnej również 100% uczestników stanowiły kobiety. Średni wiek uczestniczek wynosił 15,1 $\pm$ 1, 9. Średnia masa ciała wynosiła 57,1 $\pm$ 10,1 kg, a BMI było w zakresie 16,5 do 25, 8 kg/m^2, ze średnią wartością 21, 5 $\pm$ 3, 4 kg/m^2.

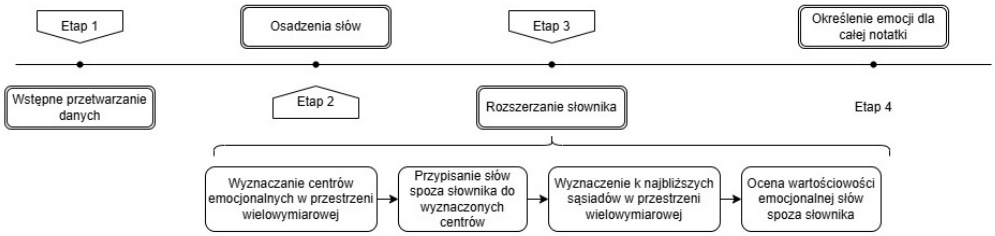
3.1.2 Słownik bazowy

W zaproponowanej metodzie wykorzystano polski słownik NAWL-BE (Nencki Affective Word List Basic Emotions) opracowany przez naukowców z pracowni Obrazowania Mózgu oraz pracowni Psychofizjologii, Instytutu Biologii Doświadczalnej im. Marcelego Nenckiego PAN. NAWL-BE jest rozszerzeniem słownika NAWL (Nencki Affective Word List), w którym było badane dla polskich słów następujące czynniki: wartościowość emocjonalna (skala: -3 (negatywna) do 3 (pozytywna)), wartość pobudzenia (skala: 1 (brak pobudzenia) do 5 (pobudzenie)) oraz wyobrażalność (skala: 1 (nie można sobie wyobrazić co to słowo opisuje) do 7 (bardzo łatwo wyobrazić sobie co to słowo opisuje)). Zbiór słów pochodził z niemieckiego odpowiednika badania - BAWL-R [179]. Słowa zostały przetłumaczone z niewielkimi korektami kulturowymi [151]. Słownik NAWL-BE zbadał natężenie emocjonalne 5 podstawowych emocji: szczęścia, smutku, złości, strachu oraz wstrętu. Badanie zostało przeprowadzone dla 2902 słów, gdzie ankietowani na skali 7 stopniowej oceniali w jakim stopniu dane słowo wzbudza poszczególną emocję (skala: 1 (wcale, w niewielkim stopniu budzi daną emocję) do 7 (bardzo, w znacznym stopniu budzi daną emocję)) [185].

3.2 Metodyka badań

Opracowana metodyka wyznaczania natężenia emocji w notatkach tekstowych obejmowała cztery główne etapy, przedstawione na Rys. 3.1. Etap 1 obejmował wstępne przetwarzanie danych tekstowych, którego celem było przygotowanie notatek do dalszej analizy. Zastosowane operacje oraz ich warianty opisano szczegółowo w podrozdziale 3.2.1. W Etapie 2 wyznaczano osadzenia słów w przestrzeni wielowymiarowej z wykorzystaniem analizowanych metod reprezentacji tekstu, opisanych w podrozdziale 3.2.2. Etap 3 obejmował rozszerzanie słownika emocjonalnego i składał się z sekwencji operacji. W pierwszej kolejności na podstawie słów należących do słownika NAWL-BE wyznaczano centra poszczególnych emocji w przestrzeni osadzeń. Następnie słowa spoza słownika przypisywano do odpowiednich centrów emocjonalnych, po czym wyznaczano dla nich k-najbliższych sąsiadów. Na podstawie wartości emocjonalnych tych sąsiadów określano natężenie poszczególnych emocji dla słów nieobecnych w słowniku.

Procedurę tę przedstawiono szczegółowo w podrozdziale 3.2.3. Ostatni, Etap 4, polegał na agregacji wartości uzyskanych dla poszczególnych słów i określeniu natężenia analizowanych emocji dla całej notatki tekstowej, zgodnie z metodą opisaną w podrozdziale 3.2.3 w sekcji *Ocena emocji dla całej notatki.*



Rys. 3.1: Schemat autorskiej metody oceny emocjonalnej notatek tekstowych.

3.2.1 Przetwarzanie wstępne

Notatki tekstowe

Na etapie wstępnego przetwarzania tekstu usunięto znaki interpunkcyjne, liczby, nadmiarowe białe znaki oraz wybrane znaki specjalne, które nie niosły istotnej informacji semantycznej dla dalszej analizy (zbiór składał się z następujących znaków: `!()-[]{};:'",<>./?@#$%^&*_"~`). Dodatkowo usunięto słowa z listy wyrazów funkcyjnych o niskiej wartości merytorycznej, która w dalszej części pracy jest określana jako lista stopwords. Listę dla języka polskiego pozyskano z otwartego repozytorium GITHUB [23]. Następnie została ona ręcznie zmodyfikowana poprzez usunięcie z listy słów zaprzeczenia, takich jak „nie", „nigdy", „nic" oraz „żaden", ze względu na ich potencjalne znaczenie w analizie emocji i wydźwięku tekstu.

W eksperymencie również zastosowano proces lematyzacji. W tym celu wykorzystano wytrenowany model do języka polskiego *pl_core_news_lg* udostępniany w biliotece *spaCy.* Model jest dostępny na ogólnodostępnej licencji umożliwiającej jego wykorzystanie. Zgodnie z dokumentacją *spaCy* został on opracowany z myślą o przetwarzaniu ogólnych tekstów pisanych, w szczególności tekstów z domeny wiadomości i mediów [59].

W dynamicznym kodowaniu wykorzystywane są oryginalne notatki, a nie ich zlematyzowane wersje, co pozwala zachować informacje wynikające z fleksji oraz struktury składniowej tekstu.

Słownik NAWL-BE

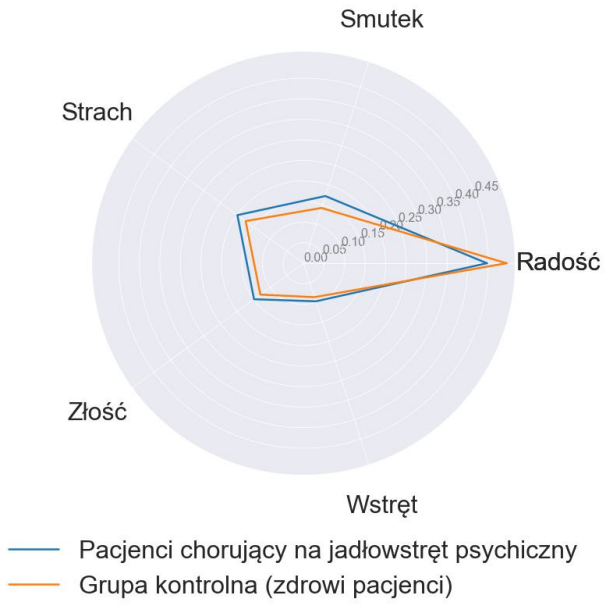
Ze słownika NAWL-BE w niniejszym badaniu wykorzystano wartości pochodzące od ankietowanych kobiet, ponieważ wszyscy uczestnicy badania były płci żeńskiej. Ponadto wartości emocji uzyskane ze słownika zostały poddane dodatkowej obróbce w postaci normalizacji Min-Max. Celem normalizacji było przekształ-

cenie zakresu danych do nowego przedziału. W tym badaniu wartości z przedziału [1,7] zostały znormalizowane do przedziału [0,1] zgodnie z następującym wzorem:

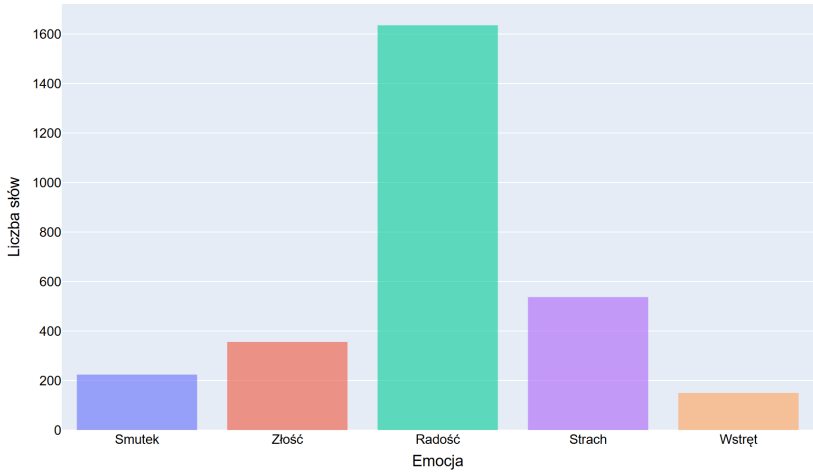
$$x_{normalized} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}. \tag{3.1}$$

Dodatkowo, kategorie dominujących emocji zostały przypisane na podstawie aktualnych natężeń pochodzących z polskiego badania.

Bazując wyłącznie na słowniku NAWL-BE pokrycie słów z notatek to zaledwie 22%. Na Rys. 3.2 przedstawiono wykresy radarowe profili emocjonalnych dla osób chorujących na jadłowstręt psychiczny oraz dla osób zdrowych, bazując tylko na słowach znajdujących się w słowniku. Użycie wyłącznie tylko oryginalnego słownika nie jest wystarczająco skuteczne, ponieważ w notatkach tekstowych znaleziono zaledwie kilka słów ze słownika. W większości przypadków notatki tekstowe charakteryzują się największym natężeniem szczęścia, ponieważ w słowniku podstawowym połowa terminów ma tę emocję jako emocję dominującą (emocja o największym natężeniu), zob. Rys. 3.3.



Rys. 3.2: Wykres radarowy profili emocjonalnych osób chorych i zdrowych bazujący wyłącznie na słowniku NAWL-BE.



Rys. 3.3: Histogram emocji dominujących wśród słów zawartych w NAWL-BE.

3.2.2 Generowanie osadzeń słów

W badaniu zastosowano trzy warianty neuronowego generowania osadzeń słów oparte na architekturze Skip-gram, której działanie polega na modelowaniu relacji między słowem centralnym a słowami występującymi w jego kontekście.

Pierwsze podejście wykorzystywało jawną reprezentację słów w postaci wektorów one-hot. W dalszej części pracy wariant ten będzie określany jako **Skip-gram implementowany z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem**. Wektor reprezentujący słowo centralne był przekształcany za pomocą liniowej warstwy projekcyjnej o wymiarze odpowiadającym docelowemu rozmiarowi osadzenia. W wyniku tej operacji uzyskiwano gęstą reprezentację wektorową słowa. Następnie była ona przekazywana do warstwy wyjściowej z funkcją softmax obejmującej cały słownik, której zadaniem było wyznaczenie rozkładu prawdopodobieństwa słów kontekstowych. Po zakończeniu uczenia jako osadzenia słów wykorzystywano wektory odpowiadające poszczególnym słowom, zapisane w macierzy wag warstwy projekcyjnej. Modele uczono przez 100 epok, wykorzystując wsad po 256 przykładów uczących. Przebieg procesu można ująć w postaci następującego schematu:

Słowo centralne → reprezentacja one-hot → liniowa warstwa projekcyjna → osadzenie słowa → warstwa wyjściowa z funkcją softmax → predykcja słowa kontekstowego

Liniową warstwę projekcyjną oraz warstwę wyjściową zaimplementowano z wykorzystaniem warstw Dense [166]. W warstwie projekcyjnej zastosowano liniową funkcję aktywacji, natomiast w warstwie wyjściowej funkcję softmax.

W drugim podejściu zachowano ten sam cel i kierunek predykcji, tj. przewidywanie słowa kontekstowego na podstawie słowa centralnego, zmieniono natomiast sposób uzyskiwania jego reprezentacji wektorowej. Zamiast jawnego kodowania

one-hot oraz liniowej warstwy projekcyjnej zastosowano warstwę Embedding. W dalszej części pracy wariant ten będzie określany jako **Skip-gram implementowany z warstwą osadzeń i pełnym softmaxem**. Słowo centralne reprezentowano za pomocą jego indeksu w słowniku, który służył do bezpośredniego pobrania odpowiadającego mu wektora z macierzy osadzeń [169]. Uzyskany wektor był następnie przekazywany do warstwy wyjściowej Dense z funkcją softmax, analogicznie jak w pierwszym wariancie. Takie rozwiązanie pozwalało uniknąć jawnego tworzenia wysokowymiarowych i rzadkich wektorów one-hot. Schematyczny przebieg procesu przedstawiono poniżej:

Słowo centralne → indeks słowa → warstwa Embedding → osadzenie słowa → warstwa wyjściowa z funkcją softmax → predykcja słowa kontekstowego

Oba warianty realizowały zatem ten sam cel predykcyjny i wykorzystywały pełny softmax na wyjściu, natomiast różniły się sposobem implementacji reprezentacji słowa centralnego na wejściu modelu.

Trzeci wariant stanowił model Skip-gram z Negative Sampling. W dalszej części pracy wariant ten będzie określany jako **Skip-gram implementowany z warstwą osadzeń i Negative Sampling**. W przeciwieństwie do poprzednich modeli nie wyznaczano rozkładu prawdopodobieństwa dla wszystkich słów znajdujących się w słowniku. Model uczono na parach pozytywnych, odpowiadających rzeczywistym współwystąpieniom słowa centralnego i kontekstowego, oraz na sztucznie utworzonych parach negatywnych. Dla każdej pary pozytywnej generowano pięć par negatywnych. Słowo centralne oraz słowo kontekstowe posiadały odrębne warstwy Embedding, w których ich indeksy były odwzorowywane na gęste reprezentacje wektorowe. Podobieństwo reprezentacji słowa centralnego i kontekstowego określano na podstawie ich iloczynu skalarnego. Model uczono z wykorzystaniem binarnej entropii krzyżowej, tak aby uzyskiwać wyższe wartości dla par pozytywnych i niższe dla par negatywnych. Jako końcowe osadzenia słów przyjęto wektory wyuczone dla słów centralnych, natomiast odrębne reprezentacje słów kontekstowych wykorzystywano jedynie w procesie uczenia. Przebieg procesu można przedstawić schematycznie w następujący sposób:

Słowo centralne i słowo kontekstowe → indeksy słów → warstwy Embedding → osadzenia słów → iloczyn skalarny → klasyfikacja pary jako pozytywnej lub negatywnej

Warstwy Embedding przekształcały indeksy słowa centralnego i kontekstowego w odpowiadające im gęste reprezentacje wektorowe [169]. Następnie obliczano iloczyn skalarny obu reprezentacji, którego wartość stanowiła podstawę rozróżniania rzeczywistych par słów od par utworzonych w procesie Negative Sampling [167].

We wszystkich trzech sposobach generowania Skip-gramów przeprowadzono eksperymenty badające wpływ długości wektora osadzeń oraz okien kontekstowych. Wymiarowość osadzeń oraz rozmiar okna kontekstowego należą do istotnych hiperparametrów modeli osadzeń słów, wpływających na właściwości uzyskiwanych reprezentacji [106, 132, 137]. W przeprowadzonych eksperymentach

przyjęto następujące wymiary wektorów osadzeń: {3, 10, 20, 50, 100}, natomiast rozmiar okna kontekstowego przyjmował wartości: {2, 3, 5}. Dobór wymiarowości wektorów osadzeń oparto na literaturze oraz na charakterystyce analizowanego korpusu. W eksperymentach uwzględniono zarówno bardzo małe wymiary, tj. 3, 10 i 20, jak i większe wartości 50 i 100, które są często wykorzystywane w badaniach nad osadzeniami słów [137]. Takie zróżnicowanie pozwoliło sprawdzić, jak stopień kompresji reprezentacji wpływa na uzyskiwane wyniki. W literaturze podkreśla się również, że wymiarowość osadzeń powinna być dobierana z uwzględnieniem właściwości korpusu [137]. Słownik korpusu wykorzystanego w eksperymentach obejmował 1378 unikalnych słów, a po przeprowadzeniu lematyzacji — 1372.

Szerokość okna kontekstowego określa liczbę słów znajdujących się w otoczeniu słowa centralnego, które są uwzględniane podczas tworzenia par uczących. W badaniach przyjęto wartości 2, 3, 5, dobrane na podstawie zakresów analizowanych w literaturze [106, 132]. Pary tworzono dwukierunkowo, uwzględniając zarówno słowa poprzedzające słowo centralne, jak i występujące po nim. Przyjęte wartości pozwalały analizować kontekst o różnej szerokości — od najbliższego otoczenia słowa do szerszego kontekstu lokalnego. Mniejsze okna koncentrują się przede wszystkim na słowach znajdujących się w bezpośrednim sąsiedztwie i sprzyjają odwzorowaniu relacji funkcjonalnych oraz składniowych, natomiast większe okna obejmują szerszy kontekst i w większym stopniu pozwalają uchwycić relacje tematyczne lub asocjacyjne [106]. Nie analizowano okien większych niż 5 ze względu na niewielką długość wypowiedzi tworzących badany korpus. Istotne znaczenie miał również etap wstępnego przetwarzania tekstu. Pary słów tworzono po usunięciu stopwords, dlatego wyrazy, które w pierwotnej wypowiedzi były rozdzielone słowami usuniętymi podczas przetwarzania, mogły po tym etapie znaleźć się w bezpośrednim sąsiedztwie. W konsekwencji nawet stosunkowo niewielkie okna pozwalały uwzględnić szerszy fragment pierwotnego kontekstu wypowiedzi.

Podobnie jak w przypadku wymiarowości wektorów osadzeń, nie istnieje jedna uniwersalna wartość szerokości okna odpowiednia dla wszystkich zastosowań. Jej dobór powinien uwzględniać zarówno charakterystykę analizowanego korpusu, w tym długość wypowiedzi, jak i cel prowadzonej analizy [106].

W każdym z analizowanych wariantów modeli zastosowano dwa podejścia do przygotowania danych: notatki poddane wyłącznie czyszczeniu, bez lematyzacji poszczególnych słów, oraz notatki poddane zarówno czyszczeniu, jak i lematyzacji.

Dodatkowo, w drugim i trzecim wariancie przeprowadzono eksperyment polegający na doborze optymalnych parametrów uczenia dla każdej kombinacji wymiarowości wektora osadzeń i szerokości okna kontekstowego. Rozpatrywane były następujące wartości:

- rozmiary wsadów (ang. batch size): {32, 64, 128, 256}

- współczynniki uczenia (ang. learning rate): {0.0001, 0.0005, 0.001, 0.005, 0.01}

Maksymalna liczba epok uczenia została ustawiona na 50. W procesie uczenia zastosowano mechanizm *EarlyStopping*, który zatrzymywał trening, gdy wartość funkcji straty na zbiorze walidacyjnym przestawała się poprawiać [168]. Dodatkowo *ReduceLROnPlateau* zmniejszał współczynnik uczenia w przypadku braku dalszej poprawy wartości funkcji straty na zbiorze walidacyjnym [170]. Przy eksperymencie i dalszym generowaniu osadzeń podzielono dane na zbiór treningowy i walidacyjny w proporcji 90:10. Zbiór danych podzielono na 160 dokumentów treningowych i 41 dokumentów walidacyjnych. Następnie dla każdego zbioru wygenerowano pary słowo centralne–słowo kontekstowe zgodnie z przyjętym rozmiarem okna kontekstowego (Tab. 3.1).

Tab. 3.1: Liczba par słowo–kontekst wygenerowanych dla poszczególnych ustawień modelu Skip-gram (wariant drugi i trzeci).

Szerokość okna	Zbiór	Skip-gram (wariant drugi)	Skip-gram + NS pary pozytywne (wariant trzeci)	Skip-gram + NS pary negatywne (wariant trzeci)	Skip-gram + NS łącznie (wariant trzeci)
2	Treningowy	16 508	15 348	76 740	92 088
	Walidacyjny	4 874	4 502	22 510	27 012
3	Treningowy	24 284	22 544	112 720	135 264
	Walidacyjny	7 188	6 630	33 150	39 780
5	Treningowy	38 884	36 024	180 120	216 144
	Walidacyjny	11 570	10 680	53 400	64 080

Dla każdej kombinacji rozmiaru okna kontekstowego i wymiaru osadzenia wybrano konfigurację rozmiaru wsadu oraz współczynnika uczenia, która uzyskała najniższą wartość funkcji straty na zbiorze walidacyjnym. Najlepsze wyniki uzyskiwano najczęściej dla rozmiaru wsadu 256. W przypadku okna o rozmiarze 2 korzystny był współczynnik uczenia równy 0,01, natomiast dla większych okien częściej wybierane były wartości 0,005 lub 0,001 (Tab. 3.2).

Tab. 3.2: Parametry uczenia modeli Skip-gram dla analizowanych konfiguracji (wariant drugi i trzeci).

Szerokość okna	Wymiar osadzenia	Rozmiar wsadu	Współczynnik uczenia	Liczba epok	Najlepsza epoka
Skip-gram – bez lematyzacji (wariant drugi)					
2	3	256	0,005	10	5
2	10	256	0,01	11	6
2	20	128	0,01	8	3
2	50	256	0,01	8	3

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. 3.2

Szerokość okna	Wymiar osadzenia	Rozmiar wsadu	Współczynnik uczenia	Liczba epok	Najlepsza epoka
2	100	128	0,01	7	2
3	3	256	0,01	9	4
3	10	256	0,01	9	4
3	20	128	0,01	7	2
3	50	128	0,01	7	2
3	100	256	0,01	7	2
5	3	256	0,01	6	1
5	10	256	0,01	8	3
5	20	256	0,01	7	2
5	50	128	0,01	6	1
5	100	256	0,01	6	1
Skip-gram – z lematyzacją (wariant drugi)					
2	3	64	0,01	6	1
2	10	256	0,005	16	11
2	20	256	0,01	10	5
2	50	64	0,01	7	2
2	100	128	0,01	7	2
3	3	128	0,01	6	1
3	10	256	0,005	18	13
3	20	64	0,01	7	2
3	50	128	0,01	7	2
3	100	64	0,01	6	1
5	3	256	0,01	6	1
5	10	256	0,01	9	4
5	20	256	0,01	8	3
5	50	64	0,01	6	1
5	100	128	0,01	6	1
Skip-gram + Negative Sampling – bez lematyzacji (wariant trzeci)					
2	3	256	0,005	7	2
2	10	128	0,005	6	1
2	20	128	0,005	6	1
2	50	256	0,005	7	2
2	100	256	0,005	7	2
3	3	128	0,005	6	1

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. 3.2

Szerokość okna	Wymiar osadzenia	Rozmiar wsadu	Współczynnik uczenia	Liczba epok	Najlepsza epoka
3	10	256	0,005	6	1
3	20	256	0,001	8	3
3	50	256	0,001	7	2
3	100	256	0,005	6	1
5	3	256	0,005	6	1
5	10	256	0,001	7	2
5	20	256	0,001	7	2
5	50	128	0,001	6	1
Skip-gram + Negative Sampling – z lematyzacją (wariant trzeci)					
2	3	256	0,01	6	1
2	10	128	0,005	6	1
2	20	256	0,005	6	1
2	50	256	0,001	8	3
2	100	128	0,001	7	2
3	3	128	0,005	6	1
3	10	256	0,005	6	1
3	20	256	0,001	8	3
3	50	256	0,001	7	2
3	100	256	0,001	7	2
5	3	256	0,005	6	1
5	10	256	0,001	7	2
5	20	256	0,001	7	2
5	50	256	0,001	6	1
5	100	256	0,001	6	1

Wykorzystanie modeli językowych opartych na mechanizmie uwagi (transformer)

W podejściu wykorzystującym architekturę transformerów zastosowano wstępnie wytrenowany model językowy Polbert, będący polskojęzyczną wersją modelu BERT [94]. W badaniach uwzględniono dwa dostępne warianty modelu: cased oraz uncased. Oba wykorzystują architekturę BERT-base obejmującą 12 warstw transformera, 12 głów mechanizmu uwagi oraz warstwę ukrytą o wymiarze 768, co oznacza, że reprezentacja wektorowa każdego tokenu ma długość 768 elementów.

Podstawowa różnica pomiędzy wariantami dotyczy sposobu uwzględniania wielkości liter. Model uncased operuje na tekście sprowadzonym do małych liter, natomiast model cased zachowuje informację o oryginalnej wielkości znaków.

W przypadku Polbert różnice pomiędzy modelami obejmują również sposób przygotowania danych i proces uczenia. W nowszym wariancie cased poprawiono tokenizację polskich znaków diakrytycznych, usunięto duplikaty występujące w części korpusu treningowego oraz zastosowano mechanizm Whole Word Masking [94]. Z tego względu w badaniu uwzględniono oba warianty, aby ocenić wpływ sposobu reprezentacji tekstu na uzyskiwane osadzenia i dalszą analizę emocji.

Ograniczeniem zastosowanej architektury jest maksymalna długość pojedynczej sekwencji wejściowej wynosząca 512 tokenów. W związku z tym w zastosowanej implementacji notatki przekraczające tę długość nie mogły być przetwarzane jako pojedyncza sekwencja wejściowa bez zastosowania dodatkowego mechanizmu podziału tekstu na krótsze fragmenty.

W celu wyznaczenia reprezentacji słów wykorzystano reprezentacje generowane przez cztery ostatnie warstwy modelu Polbert. Tekst wejściowy był najpierw dzielony przez tokenizer modelu na tokeny, przy czym pojedyncze słowo mogło zostać podzielone na kilka subwordów (podsłów). Każdemu subwordowi model przypisywał 768-elementową reprezentację wektorową w każdej z analizowanych warstw. W pierwszym etapie dla każdego subwordu uśredniano reprezentacje pochodzące z czterech ostatnich warstw modelu. Następnie subwordy przypisywano do odpowiadających im słów z tekstu wejściowego. Przykładowo, dla sekwencji: *[”Jestem”, ”bardzo”, ”niezadowolona”, ”.”]* mapowanie tokenów na słowa mogło przyjąć postać: *[None, 0, 1, 2, 2, 3, None]* gdzie *None* odpowiada tokenom specjalnym, takim jak *[CLS]* i *[SEP]* [37], natomiast powtarzający się indeks 2 oznacza, że słowo *”niezadowolona”* zostało podzielone na dwa subwordy. Jeżeli dane słowo składało się z więcej niż jednego subwordu, ich reprezentacje były uśredniane, dzięki czemu dla każdego oryginalnego słowa uzyskiwano jeden 768-elementowy wektor.

Końcową reprezentację słowa można zapisać jako:

$$\mathbf{e_i} = \frac{1}{|S_i|} \sum_{s \in S_i} \left(\frac{1}{4} \sum_{l \in L} s^{(l)} \right), \tag{3.2}$$

gdzie:

i — indeks słowa w notatce,
S_i — zbiór subwordów należących do słowa i,
$L = 4, 3, 2, 1$ — cztery ostatnie warstwy,
$s^{(l)}$— reprezentacja subwordu s w warstwie l,
$\mathbf{e_i}$— końcowy embedding słowa i.

Procedura obejmowała zatem dwa etapy agregacji: uśrednienie reprezentacji subwordu z czterech ostatnich warstw modelu, a następnie uśrednienie reprezentacji subwordów należących do tego samego słowa. Dzięki temu uzyskiwano jeden kontekstowy wektor dla każdego słowa w oryginalnej notatce.

Polbert generował osadzenia na podstawie oryginalnej postaci słowa i jego kontekstu, natomiast lematyzację wykonywano dopiero na późniejszym etapie.

Lemat wyznaczony za pomocą spaCy służył do dopasowania słowa do pozycji znajdujących się w słowniku NAWL i nie zastępował oryginalnej formy słowa przed przekazaniem tekstu do modelu Polbert. Znaki interpunkcyjne również pozostawały w tekście wejściowym i mogły współtworzyć kontekst wykorzystywany przez model, jednak nie były później traktowane jako słowa podlegające właściwej analizie emocji.

3.2.3 Zaproponowana metoda określenia natężenia emocji

Kluczowe w całej metodzie jest wykorzystanie autorskiej metody rozszerzania słownika NAWL-BE z użyciem osadzeń słów. Na potrzeby formalnego opisu metody wprowadzono oznaczenia matematyczne, które będą konsekwentnie wykorzystywane w dalszym opisie:

x_i - osadzenie słowa i, które jest spoza słownika NAWL-BE,

$y_j{}^{(e)}$ - osadzenie słowa j, które znajduje się w słowniku NAWL-BE oraz jest określone emocją $e \in \{H, S, F, A, D\}$,

$\{H, S, F, A, D\}$ - zbiór emocji, gdzie H – Radość (ang. Happiness), S – Smutek (ang. Sadness), F – Strach (ang. Fear), A – Złość (ang. Anger), D – Wstręt (ang. Disgust).

Ponadto wszelkie dodatkowe oznaczenia będą wyjaśniane na bieżąco w pierwszym miejscu użycia.

Wyznaczenie centrów emocji w przestrzeni wielowymiarowej

W pierwszym kroku wyznaczane są centra ustalonych obszarów emocjonalnych - $\{H, S, F, A, D\}$. Dla każdej z emocji centrum obliczane jest jako średni wektor osadzeń słów należących do słownika NAWL-BE, dla których dana emocja została określona jako dominująca (zgodnie z równaniem 3.3). Tak wyznaczony wektor będzie w dalszej części określany centrum emocji.

$$\mathbf{c_e} = \frac{1}{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} y_j^{(e)}, \tag{3.3}$$

gdzie:

$\mathbf{c_e}$ - centrum emocji e,

N_e - liczba słów z dominującą emocją e.

Przypisanie słów spoza słownika od wyznaczonych centrów

Na podstawie podobieństwa cosinusowego zdefiniowanego równaniem 3.4, dla każdego słowa x_i przypisywane jest centrum emocjonalne, względem którego wartość podobieństwa cosinusowego jest największa 3.5. Emocja odpowiadająca centroidowi o największym podobieństwie cosinusowym zostaje przypisana analizowanemu słowu jako jego emocja dominująca.

$$\mathbf{sim_e}(\mathbf{x_i}) = \cos(x_i, c_e) = \frac{x_i \cdot c_e}{\|x_i\|_2 \cdot \|c_e\|_2}, \tag{3.4}$$

$$\mathbf{e}^*(\mathbf{x_i}) = \underset{e \in \{H,S,F,A,D\}}{\arg\max} \; \mathrm{sim}_e(x_i), \tag{3.5}$$

gdzie:

$\mathbf{sim_e}(\mathbf{x_i})$ - podobieństwo cosinusowe słowa x_i do centrum emocji c_e,

$\mathbf{e}^*(\mathbf{x_i})$ - dominująca emocja przypisana analizowanemu słowu x_i na podstawie największego podobieństwa do centroidów emocji,

$\|\cdot\|_2$ – norma euklidesowa określająca długość wektora.

Wyznaczenie k-najbliższych sąsiadów w przestrzeni wielowymiarowej

W kolejnym etapie, na podstawie odległości euklidesowej między osadzeniem analizowanego słowa a osadzeniami słów należących do słownika NAWL-BE i mających przypisaną tę samą emocję dominującą co analizowane słowo (zgodnie ze wzorem 3.6), wyznaczany jest zbiór k-najbliższych sąsiadów (zgodnie ze wzorem 3.7). Dobór tej wartości został oparty na wynikach wcześniejszych eksperymentów, w ramach których oceniano wpływ liczby najbliższych sąsiadów na wyniki działania metody. Uzyskane wyniki nie wskazały na istotne różnice w zależności od doboru liczby sąsiadów [16], dlatego też w niniejszym badaniu przyjęto wartość $k = 5$.

$$\mathbf{d_E}(\mathbf{x_i}, \mathbf{y_j}) = \sqrt{\sum_{m=1}^{p} (x_{i,m} - y_{j,m})^2}, \tag{3.6}$$

gdzie:

p - długość wektora osadzeń,

m -indeks kolejnego wymiaru wektora od 1 do p,

$x_{i,m}$ - wartość m-tego wymiaru osadzenia słowa x_i,

$y_{j,m}$ - wartość m-tego wymiaru osadzenia słowa y_j,

$\mathbf{d_E}(\mathbf{x_i}, \mathbf{y_j})$ - odległość euklidesowa między osadzeniem słowa x_i a osadzeniem słowa y_j.

W ramach tej operacji $y_{i,(1)}, y_{i,(2)}, ...$ oznaczają słowa z NAWL-BE należące do emocji $e^*(x_i)$, uporządkowane rosnąco według odległości od x_i: $d_E(x_i, y_{i,(1)}) \leq d_E(x_i, y_{i,(2)}) \leq ....$

Wtedy:

$$\mathbf{K_i} = \{y_{i,(1)}, ..., y_{i,(k)}\}, k = 5, \tag{3.7}$$

gdzie:

$\mathbf{K_i}$ - zbiór k-najbliższych sąsiadów słowa x_i.

Ocena wartościowości emocjonalnej słów spoza słownika

Ostatnim etapem analizy prowadzonej na pojedynczych słowach jest wyznaczenie wartości emocji dla słów spoza słownika NAWL-BE. W tym celu każdemu z pięciu najbliższych sąsiadów analizowanego słowa przypisywana jest waga zależna od jego odległości euklidesowej tego słowa. Waga ta jest odwrotnie proporcjonalna do odległości, dzięki temu sąsiedzi położeni bliżej analizowanego słowa mają większy udział w wyznaczaniu wartości emocji. Wagi są normalizowane w taki sposób, że ich suma jest równa 1.

$$\mathbf{w_{i,r}} = \frac{\frac{1}{d_{i,r}+\epsilon}}{\sum_{s=1}^{k} \frac{1}{d_{i,s}+\epsilon}}, \tag{3.8}$$

gdzie:

$\mathbf{w_{i,r}}$ - znormalizowana waga przypisana r-temu najbliższemu sąsiadowi analizowanego słowa x_i; najbliżsi sąsiedzi kolejno numerowani $r = 1, ..., k, k = 5$,

ϵ - niewielka dodatnia stała zapobiegająca dzieleniu przez zero w przypadku, gdy $d_{i,r} = 0$.

Po wyznaczeniu wag najbliższych sąsiadów dla analizowanego słowa x_i określane są wartości pięciu emocji: radości, smutku, strachu, złości oraz wstrętu. Każda z wartości stanowi ważoną kombinację wartości danej emocji przypisanych najbliższym sąsiadom analizowanego słowa, zgodnie ze wzorami 3.9, 3.10, 3.11, 3.12, 3.13.

$$\mathbf{H_{x_i}} = \sum_{r=1}^{5} w_{i,r} H_{i,r}, \tag{3.9}$$

$$\mathbf{S_{x_i}} = \sum_{r=1}^{5} w_{i,r} S_{i,r}, \tag{3.10}$$

$$\mathbf{F_{x_i}} = \sum_{r=1}^{5} w_{i,r} F_{i,r}, \tag{3.11}$$

$$\mathbf{A_{x_i}} = \sum_{r=1}^{5} w_{i,r} A_{i,r}, \tag{3.12}$$

$$\mathbf{D_{x_i}} = \sum_{r=1}^{5} w_{i,r} D_{i,r}, \tag{3.13}$$

gdzie:

$H_{i,r}$ - wartość radości przypisana r-temu najbliższemu sąsiadowi słowa x_i,

$\mathbf{H_{x_i}}$ - wartość radości w słowie x_i,

$S_{i,r}$ - wartość smutku przypisana r-temu najbliższemu sąsiadowi słowa x_i,

$\mathbf{S_{x_i}}$ - wartość smutku w słowie x_i,

$F_{i,r}$ - wartość strachu przypisana r-temu najbliższemu sąsiadowi słowa x_i,

$\mathbf{F_{x_i}}$ - wartość strachu w słowie x_i,
$A_{i,r}$ - wartość złości przypisana r-temu najbliższemu sąsiadowi słowa x_i,
$\mathbf{A_{x_i}}$ - wartość złości w słowie x_i,
$D_{i,r}$ - wartość wstrętu przypisana r-temu najbliższemu sąsiadowi słowa x_i,
$\mathbf{D_{x_i}}$ - wartość wstrętu w słowie x_i.

Ocena emocji dla całej notatki

Natężenie emocji dla całej notatki wyznaczano jako średnią arytmetyczną wartości przypisanych poszczególnym słowom występującym w analizowanej wypowiedzi:

$$\mathbf{M_q^{(e)}} = \frac{1}{N_q} \sum_{t=1}^{N_q} v_{q,t}^{(e)}, \tag{3.14}$$

gdzie:
q - indeks analizowanej notatki,
N_q - liczba słów w q-tej notatce, dla których dostępne są wartości emocjonalne,
t - indeks słowa w notatce,
$v_{q,t}^{(e)}$- wartość natężenia emocji e przypisana t-temu słowu q-tej notatki,
$\mathbf{M_q^{(e)}}$- zagregowana wartość emocji e dla q-tej notatki.

4. Rezultaty

Analizowanym wynikiem są profile emocjonalne osób cierpiących na jadłowstręt psychiczny i osób zdrowych. Profilem emocjonalnym nazwano wektor złożony z pięciu wartości reprezentujące kolejne natężenia emocji: radości, smutku, strachu, złości i wstrętu. W celu porównania wyników grupy pacjentów z jadłowstrętem psychicznym z wynikami grupy kontrolnej przeprowadzono analizę statystyczną obejmującą statystyki opisowe (średnią arytmetyczną, różnicę średnich, medianę oraz odchylenie standardowe), ocenę normalności rozkładów za pomocą testu Shapiro–Wilka oraz analizę różnic między grupami. W zależności od normalności rozkładu zastosowano test t Welcha lub test U Manna–Whitneya. Dla testu t Welcha wyznaczono również przedziały ufności dla różnicy średnich. Wielkość efektu określono za pomocą współczynnika d Cohena w przypadku testu t Welcha oraz delty Cliffa w przypadku testu U Manna–Whitneya.

Z użyciem testu Shapiro-Wilka zweryfikowano normalność rozkładów każdej analizowanej zmiennej. Sformułowano następujące hipotezy:

H_0: rozkład analizowanej zmiennej jest zgodny z rozkładem normalnym,

H_1: rozkład analizowanej zmiennej odbiega od rozkładu normalnego [160].

Gdy rozkłady były normalne, wykorzystano parametryczny test t-Welcha, który umożliwia ocenę istotności różnic między średnimi wartościami natężeń emocji w obu badanych grupach. W teście weryfikowane były następujące hipotezy:

$$H_0\colon \mu_1 = \mu_2,$$

czyli: średnie natężenie badanej emocji w populacji zdrowych i chorych jest takie samo,

$$H_1\colon \mu_1 \neq \mu_2,$$

czyli: średnie różnią się między populacjami [182].

Zastosowano test dwustronny, ponieważ nie zakładano kierunku obserwowanej różnicy.

Dla różnicy średnich również wyznaczono dolną i górną granicę 95% przedziału ufności.

Oprócz istotności statystycznej oceniono również wielkość obserwowanego efektu. W tym celu zastosowano współczynnik d Cohena [41]. Zastosowano poniższą interpretację d Cohena:

- poniżej 0,2 – efekt bardzo mały / brak istotnego efektu; efekt pomijalny,
- 0,2 – 0,49 – mały efekt (słaby),
- 0,5 – 0,79 – średni efekt (umiarkowany),
- 0,8 i więcej – duży efekt (silny),
- powyżej 1,0 – bardzo duży efekt.

W przypadku gdy rozkłady odbiegały od rozkładu normalnego, zastosowano nieparametryczny test U Manna–Whitneya, który porównuje uporządkowanie obserwacji pochodzących z dwóch niezależnych grup.

H_0: Rozkłady obu grup są identyczne, co oznacza brak systematycznej różnicy w rangach,

H_1: Rozkłady obu grup różnią się, co oznacza systematyczną różnicę w rangach między grupami [112].

Miarą efektu wykorzystaną w przypadku nieparametrycznego testu było delta Cliffa [39]. W przypadku wyboru delty Cliffa, wyniki interpretowano zgodnie z poniższymi kryteriami:

- poniżej 0,147 – efekt bardzo mały/brak istotnego efektu; efekt pomijalny,
- 0,147 – 0,32 – mały efekt (słaby),
- 0,33 – 0,473 – średni efekt (umiarkowany),
- 0,474 i więcej – duży efekt (silny).

W celu kontroli błędu wynikającego z wielokrotnego testowania wartości p uzyskanych z testów wybranych dla pięciu emocji poddano korekcie metodą Holma [76].

We wszystkich testach statystycznych przyjęto poziom istotności $\alpha = 0{,}05$. W teście Shapiro–Wilka wartość $p < 0{,}05$ stanowiła podstawę do odrzucenia hipotezy o normalności rozkładu. W testach porównujących grupy wartość $p < 0{,}05$ wskazywała na statystycznie istotną różnicę między grupami, przy czym w analizach obejmujących pięć emocji uwzględniano wartości p skorygowane metodą Holma.

4.1 Wyniki otrzymane dla wygenerowanych zdań syntetycznych

W celu walidacji zaproponowanych podejść stworzony został syntetyczny zbiór wypowiedzi składający się z 80 przykładów. Zbiór był zbalansowany – 40 wypowiedzi miało nacechowanie pozytywne, a 40 negatywne. Każda wypowiedź składała się z jednego bądź dwóch zdań, a słowa użyte do ich budowy pochodziły wyłącznie ze słownika NAWL i listy stopwords. Takie założenie pozwoliło na kontrolowaną walidację słów o znanych wartościach natężeń emocji.

Przykładowa wypowiedź o nacechowaniu pozytywnym: *ten dzień jest słoneczny, wesoły i udany. teraz mój nastrój jest radosny, spokojny oraz pozytywny.*

Słowa pochodzące z NAWL-BE: *dzień, słoneczny, wesoły, udany, nastrój, radosny, spokojny, pozytywny.*

Słowa z listy stopwords: *ten, jest, i, teraz, mój, oraz.*

*

Przykładowa wypowiedź o nacechowaniu negatywnym: *mój sen to koszmar, lęk i strach. teraz mój nastrój to panika, niepokój oraz obawa.*

Słowa pochodzące z NAWL-BE: *sen, koszmar, lęk, strach, nastrój, panika, niepokój, obawa.*

Słowa z listy stopwords: *mój, to, i, teraz, oraz.*

Eksperyment polegał na kolejnym usuwaniu ze słownika NAWL-BE pojedynczych słów występujących w analizowanych wypowiedziach i jednocześnie obecnych w tym słowniku. W każdej iteracji usuwano tylko jedno słowo, natomiast wszystkie pozostałe pozycje słownika NAWL-BE pozostawały bez zmian. Usunięte słowo traktowano następnie jako słowo spoza słownika, a jego wartości emocjonalne wyznaczano za pomocą zaproponowanej metody. Ponieważ to samo słowo mogło występować w więcej niż jednej wypowiedzi, każde jego wystąpienie w konkretnej wypowiedzi traktowano jako odrębny przypadek walidacyjny. Łącznie przeprowadzono 512 operacji usunięcia, w wyniku których utworzono 512 wariantów wypowiedzi. W modelach wykorzystujących transformery dodano 512 nowych osadzeń słów, natomiast w modelach Skip-gram powstało 134 osadzeń słów.

Wyniki uzyskane po zastosowaniu interpolacji porównano z wynikami referencyjnymi obliczonymi na podstawie oryginalnych wartości pochodzących ze słownika NAWL-BE. Porównania dokonano na poziomie całych wypowiedzi, co pozwoliło ocenić, w jakim stopniu zastąpienie wartości pojedynczego słowa wartościami wyznaczonymi metodą interpolacji wpływa na końcowy profil emocjonalny analizowanego tekstu. Aby zniwelować wpływ słów z listy stopwords, usunięto je na tym etapie. Ich pozostawienie w analizie końcowej mogłoby sztucznie wpływać na zagregowane wartości emocji i zaburzać interpretację wyników.

W analizie wybrano następujące miary:

◦ Średni błąd bezwzględny (MAE - ang. Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y_i}|, \tag{4.1}$$

gdzie:

n – liczba obserwacji (punktów danych),

y_i – rzeczywista (faktyczna) wartość,

$\hat{y_i}$ – wartość przewidywana (prognoza) przez model,

$|y_i - \hat{y_i}|$ - błąd bezwzględny (różnica bezwzględna).

MAE określa średnią bezwzględną różnicę między wartościami wyznaczonymi przez model a wartościami referencyjnymi, dzięki czemu pokazuje przeciętną wielkość błędu niezależnie od jego kierunku.

◦ Pierwiastek błędu średniokwadratowego (RMSE - ang. Root Mean Square Error)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y_i})^2}, \tag{4.2}$$

gdzie:

n - liczba obserwacji (punktów danych),

y_i – rzeczywista (faktyczna) wartość,

$\hat{y_i}$ – wartość przewidywana (prognoza) przez model RMSE również opisuje różnicę między wartościami wyznaczonymi i referencyjnymi, jednak silniej uwzględnia większe błędy, dlatego pozwala ocenić, czy model generuje pojedyncze wartości znacznie odbiegające od wartości oczekiwanych.

W Transformer dodatkowo policzono współczynnik korelacji Pearsona r:

$$\overline{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i, \overline{y} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i, \tag{4.3}$$

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})(y_i - \overline{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y})^2}}. \tag{4.4}$$

Współczynnik korelacji Pearsona r określa siłę i kierunek liniowej zależności między wartościami wyznaczonymi przez model a wartościami referencyjnymi. Im wartość r jest bliższa 1, tym silniejsza jest dodatnia zależność liniowa między analizowanymi zestawami wartości, natomiast wartości bliskie 0 wskazują na brak lub bardzo słabą zależność liniową.

Dla każdej konfiguracji Skip-gramów oraz modeli transformer Polbert cased i Polbert uncased wybrano trzy najlepiej ocenione konfiguracje. Kryterium wyboru najlepszych konfiguracji stanowiła najniższa średnia wartość MAE pięciu analizowanych emocji, a w przypadku jednakowych wartości MAE - najniższa średnia wartość RMSE. Wyniki dla Skip-gramów zebrano w tabeli Tab. 4.1, na-

tomiast dla modeli transformer 4.2. W dalszej części opisu zastosowano skrócony zapis konfiguracji modeli, w którym szerokość okna i wymiar osadzeń przedstawiono w postaci: szerokość okna × wymiar osadzeń.

Tab. 4.1: Wyniki walidacji najlepszych konfiguracji modeli Skip-gram.

Wariant modelu	Lematyzacja	Szerokość okna	Wymiar osadzenia	Średni MAE dla pięciu emocji	Średni RMSE dla pięciu emocji	Maksymalny MAE dla pojedynczej emocji
Kodowanie one-hot + pełny softmax	Nie	5	100	0,0180	0,0280	0,0212
		5	50	0,0194	0,0303	0,0234
		2	100	0,0196	0,0302	0,0235
	Tak	2	100	0,0193	0,0295	0,0208
		3	50	0,0199	0,0307	0,0234
		5	100	0,0200	0,0310	0,0233
Warstwa Embedding + pełny softmax	Nie	3	50	0,0199	0,0303	0,0243
		3	20	0,0202	0,0309	0,0230
		5	20	0,0202	0,0310	0,0232
	Tak	5	100	0,0200	0,0300	0,0231
		2	100	0,0200	0,0307	0,0247
		3	100	0,0204	0,0306	0,0243
Warstwa Embedding + Negative Sampling	Nie	3	100	0,0191	0,0290	0,0246
		3	50	0,0191	0,0291	0,0227
		5	100	0,0205	0,0315	0,0273
	Tak	5	50	0,0188	0,0288	0,0235
		3	50	0,0190	0,0290	0,0230
		3	100	0,0196	0,0297	0,0234

Skip-gram z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem

W wariancie bez lematyzacji najlepszy wynik uzyskano dla konfiguracji 5×100, dla której średni MAE wyniósł 0,0180, średni RMSE 0,0280, a maksymalny MAE dla pojedynczej emocji 0,0212. Dla konfiguracji 5×50 wartości te wyniosły odpowiednio 0,0194, 0,0303 i 0,0234. Trzecia wybrana konfiguracja, 2×100, osiągnęła średni MAE równy 0,0196, średni RMSE 0,0302 oraz maksymalny MAE 0,0235.

W wariancie z lematyzacją najniższy średni MAE uzyskano dla konfiguracji 2×100 i wyniósł on 0,0193. Średni RMSE dla tej konfiguracji wyniósł 0,0295, a maksymalny MAE 0,0208. Dla konfiguracji 3×50 wartości wyniosły odpowiednio 0,0199, 0,0307 i 0,0234, natomiast dla konfiguracji 5×100 uzyskano średni MAE 0,0200, średni RMSE 0,0310 oraz maksymalny MAE 0,0233 (Tab. 4.1).

Skip-gram z warstwą Embedding i pełnym softmaxem

W wariancie bez lematyzacji najlepszą z wybranych konfiguracji była konfiguracja 3×50, dla której średni MAE wyniósł 0,0199, średni RMSE 0,0303, a maksymalny MAE 0,0243. Dla konfiguracji 3×20 uzyskano średni MAE 0,0202, średni RMSE 0,0309 oraz maksymalny MAE 0,0230. Bardzo zbliżone wyniki otrzymano dla konfiguracji 5×20, dla której wartości wyniosły odpowiednio 0,0202, 0,0310 i 0,0232.

Po zastosowaniu lematyzacji najlepszy wynik średniego MAE uzyskano dla konfiguracji 5×100, dla której wyniósł on 0,0200, przy średnim RMSE równym

0,0300 i maksymalnym MAE 0,0231. Konfiguracja 2×100 osiągnęła średni MAE 0,0200, średni RMSE 0,0307 oraz maksymalny MAE 0,0247. Dla konfiguracji 3×100 wartości te wyniosły odpowiednio 0,0204, 0,0306 i 0,0243 (Tab. 4.1).

Skip-gram z warstwą Embedding i Negative Sampling

W wariancie bez lematyzacji dwie najlepsze konfiguracje uzyskały taki sam średni MAE równy 0,0191. Dla konfiguracji 3×100 średni RMSE wyniósł 0,0290, a maksymalny MAE 0,0246. Dla konfiguracji 3×50 uzyskano bardzo zbliżony średni RMSE równy 0,0291, natomiast maksymalny MAE był niższy i wyniósł 0,0227. Trzecia konfiguracja, 5×100, osiągnęła średni MAE 0,0205, średni RMSE 0,0315 oraz maksymalny MAE 0,0273.

W wariancie z lematyzacją najlepszy wynik uzyskano dla konfiguracji 5×50, dla której średni MAE wyniósł 0,0188, średni RMSE 0,0288, a maksymalny MAE 0,0235. Dla konfiguracji 3×50 wartości te wyniosły odpowiednio 0,0190, 0,0290 i 0,0230. Konfiguracja 3×100 osiągnęła natomiast średni MAE 0,0196, średni RMSE 0,0297 oraz maksymalny MAE 0,0234 (Tab. 4.1).

Transformer

W przypadku modeli transformerowych analizowano dwa warianty modelu Polbert, dlatego wyniki walidacji przedstawiono szczegółowo dla każdej z pięciu analizowanych emocji. W obu modelach najwyższą wartość MAE odnotowano dla radości: 0,0286 dla modelu Polbert uncased oraz 0,0289 dla modelu Polbert cased. Również wartości RMSE były w przypadku tej emocji najwyższe i wynosiły 0,0382 dla obu modeli. Jednocześnie radość charakteryzowała się najwyższą wartością współczynnika korelacji Pearsona: r=0,9936 dla modelu Polbert uncased oraz r=0,9947 dla modelu Polbert cased. Wysoka wartość współczynnika korelacji wskazuje na bardzo silną dodatnią zależność liniową między wartościami wyznaczonymi przez model a wartościami referencyjnymi, jednak nie stanowi bezpośredniej miary wielkości błędu odwzorowania.

W przypadku modelu Polbert cased najlepsze odwzorowanie pod względem przyjętego progu błędu uzyskano dla złości i strachu - dla obu emocji 100% wyników charakteryzowało się błędem nieprzekraczającym 0,05. Dla wstrętu odsetek ten wyniósł 99,39%, a dla smutku 97,96%. Najsłabsze wyniki uzyskano dla radości, dla której 77,8% obserwacji spełniało przyjęte kryterium błędu.

Dla modelu Polbert uncased najlepsze odwzorowanie uzyskano dla strachu, dla którego 100% wyników charakteryzowało się błędem nieprzekraczającym 0,05. Następne w kolejności były złość (99,39%) oraz wstręt (98,78%). Smutek i radość miały wartości na podobnym poziomie co w modelu Polbert cased - 97,15%, dla smutku, 77,6% dla radości (Tab. 4.2).

Tab. 4.2: Wyniki walidacji modeli transformerowych Polbert.

Wariant modelu	Emocja	MAE	RMSE	Współczynnik korelacji Pearsona (r)	Odsetek wyników z błędem $\leq 0{,}05$ (%)
Polbert uncased	Radość	0,0286	0,0382	0,9936	77,60
	Smutek	0,0153	0,0206	0,9871	97,15
	Złość	0,0143	0,0179	0,9890	99,39
	Strach	0,0130	0,0163	0,9933	100,00
	Wstręt	0,0146	0,0185	0,9902	98,78
Polbert cased	Radość	0,0289	0,0382	0,9947	77,80
	Smutek	0,0157	0,0199	0,9879	97,96
	Złość	0,0132	0,0159	0,9927	100,00
	Strach	0,0145	0,0172	0,9938	100,00
	Wstręt	0,0191	0,0234	0,9891	99,39

4.2 Modele neuronowe typu Skip-gram

Dla każdego modelu przedstawiono trzy rodzaje wyników:

- model zagregowany, utworzony poprzez wyznaczenie mediany wyników ze wszystkich analizowanych konfiguracji, dzięki czemu pojedyncza konfiguracja o wartościach odstających nie wpływa znacząco na ogólny obraz wyników; kontur otaczający wykres przedstawia przedział ufności (ang. confidence interval), odzwierciedlający zakres zmienności wyników pomiędzy analizowanymi konfiguracjami;
- zestawienie graficzne trzech najlepszych konfiguracji, wybranych na podstawie walidacji z wykorzystaniem danych syntetycznych (tab. 4.1);
- mapę cieplną przedstawiającą wielkość i kierunek efektu wraz z oznaczeniem istotności statystycznej zaobserwowanych różnic.

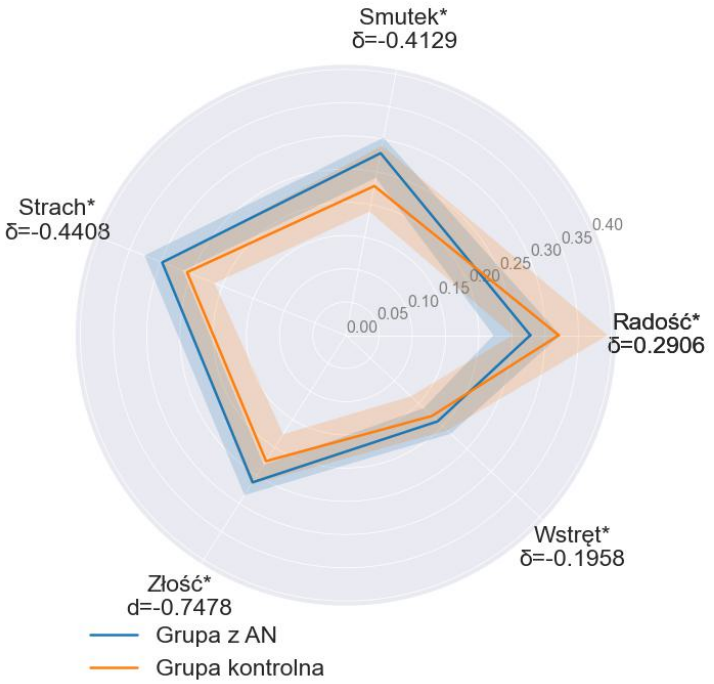
4.2.1 Skip-gram z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem

Bez lematyzacji

Na wykresie 4.1 przedstawiono medianę wyników wszystkich modeli opartych na sieciach neuronowych, zastosowanych do zdań bez lematyzacji. W grupie kontrolnej obserwowano wyższe natężenie radości niż w grupie z AN. Odwrotną zależność uzyskano dla pozostałych analizowanych emocji – smutku, strachu, złości oraz wstrętu, których wartości były wyższe w grupie z AN. Największe różnice pomiędzy profilami obu grup są widoczne dla strachu, smutku i złości, natomiast najmniejsza różnica występuje dla wstrętu. Wyniki te są zgodne z rezultatami analizy statystycznej oraz oszacowanymi miarami wielkości efektu. W obrębie grupy z AN najwyższe wartości uzyskano dla strachu (0,2976), a następnie smutku (0,2789) i radości (0,2777). Niższe wartości dla grupy AN uzyskano dla

złości (0,2622) i wstrętu (0,1894). W grupie kontrolnej największą wartość natężenia uzyskała emocja radości (0,3204), drugą w kolejności była emocja strachu (0,2573), następnie bardzo zbliżoną wartość uzyskały smutek (0,2286) i złość (0,2244). Tak jak w przypadku grupy z AN, w grupie kontrolnej najniższą wartość uzyskała emocja wstrętu (0,1786).

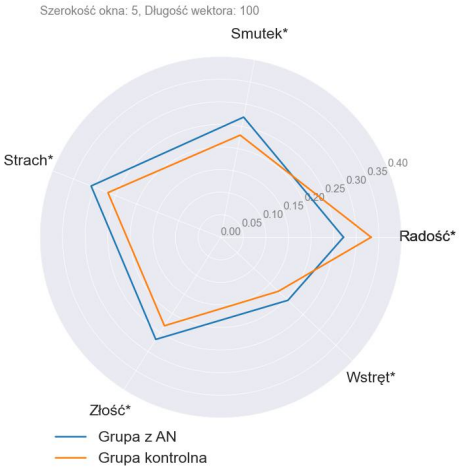
Emocje oznaczone gwiazdką wskazują na występowanie istotnych statystycznie różnic między grupami, co oznacza, że obserwowany kierunek różnic nie ogranicza się wyłącznie do pojedynczych konfiguracji modeli, lecz pozostaje widoczny również po ich zagregowaniu. Istotność różnic została zachowana również po zastosowaniu korekty Holma na wielokrotne porównania.



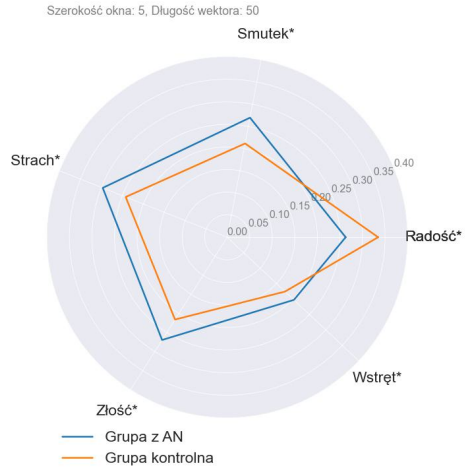
Rys. 4.1: Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem dla zdań bez lematyzacji.

We wszystkich trzech najlepszych konfiguracjach modeli zaobserwowano zgodny kierunek różnic między analizowanymi grupami. Grupa kontrolna charakteryzowała się wyższym natężeniem radości w porównaniu z grupą pacjentów z AN, natomiast dla pozostałych emocji wyższe wartości odnotowano w grupie z AN. We wszystkich analizowanych modelach różnice między grupą z AN a grupą kontrolną były istotne statystycznie dla każdej z pięciu emocji. Największe różnice obserwowano w przypadku radości, smutku, strachu i złości, natomiast najmniejsze dla wstrętu (Rys. 4.2).

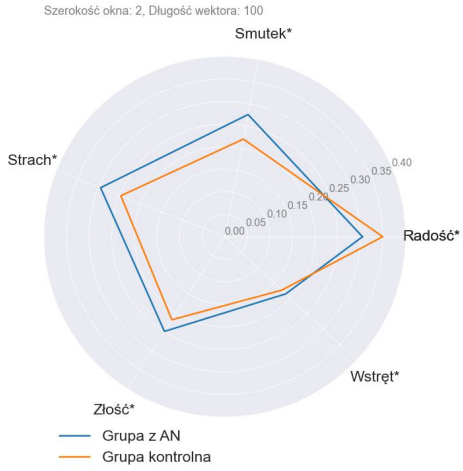
Na mapie cieplnej (Rys. 4.3) uchwycono wartość miary efektu oraz istotność



(a) Model o szerokości okna 5 i długości wektora 100.



(b) Model o szerokości okna 5 i długości wektora 50.



(c) Model o szerokości okna 2 i długości wektora 100.

Rys. 4.2: Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych bez lematyzacji.

statystyczną różnic między grupami. Największe wielkości efektu zaobserwowano dla konfiguracji szerokość okna 3, długość wektora 10. Dla radości wystąpił średni dodatni efekt, natomiast dla smutku i strachu odnotowano duże efekty ujemne. Wszystkie analizowane różnice w natężeniu emocji między grupami były istotne statystycznie. Dla konfiguracji szerokość okna 2, długość wektora 50 zaobserwowano średni dodatni efekt dla radości oraz duży ujemny efekt dla strachu. Również w tym przypadku wszystkie różnice między grupami osiągnęły istotność

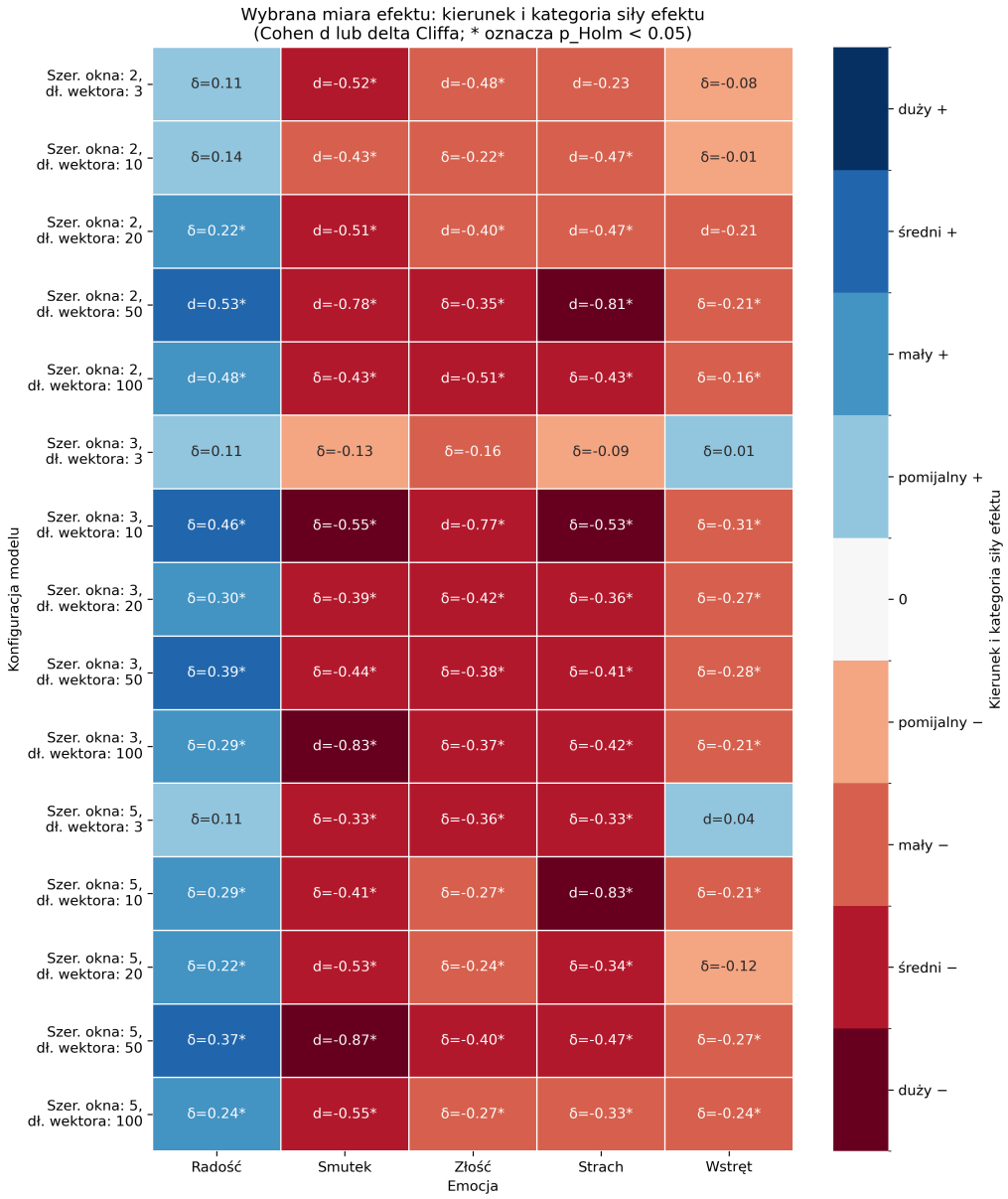
statystyczną. W konfiguracji szerokość okna 5, długość wektora 50 stwierdzono średni dodatni efekt dla radości oraz duży ujemny efekt dla smutku. Wszystkie analizowane różnice były istotne statystycznie. Konfiguracja ta została dodatkowo wybrana na podstawie wyników walidacji jako jedna z najlepszych konfiguracji modelu. Najmniejsze wielkości efektu uzyskano dla konfiguracji szerokość okna 3, długość wektora 3. W tym przypadku efekty miały głównie małą lub pomijalną wielkość, a większość obserwowanych różnic nie była istotna statystycznie.

Szczegółowe wyniki umieszczono w tabeli A.1 w Szczegółowe wyniki przeprowadzonych analiz statystycznych.

Z lematyzacją

Na wykresie 4.4 przedstawiono zagregowane wyniki wszystkich modeli opartych na sieciach neuronowych, zastosowanych do zdań po lematyzacji. Grupa kontrolna charakteryzowała się wyższym natężeniem radości (grupa kontrolna = 0,2905; grupa z AN = 0,2544), natomiast w grupie z AN odnotowano wyższe natężenie strachu (grupa z AN = 0,2984; grupa kontrolna = 0,2778), smutku (grupa z AN= 0,2729; grupa kontrolna = 0,2412), złości (grupa z AN = 0,2629; grupa kontrolna = 0,224) i wstrętu (grupa z AN = 0,201; grupa kontrolna = 0,1822). Wzorzec emocjonalny zaobserwowany w obu grupach był zbliżony do wzorca uzyskanego przy zastosowaniu tej samej techniki dla zdań wejściowych niepoddanych lematyzacji. Największe różnice median pomiędzy grupami obserwowano dla złości, radości i smutku, natomiast najmniejsze dla wstrętu i strachu. Różnice dla wszystkich pięciu emocji były istotne statystycznie również po zastosowaniu korekty Holma, co na wykresie oznaczono symbolem gwiazdki. Analiza wielkości efektu wykazała średnie efekty dla złości ($\delta = -0{,}3834$) oraz smutku ($\delta = -0{,}3705$), natomiast dla strachu, radości i wstrętu efekty miały małą wielkość.

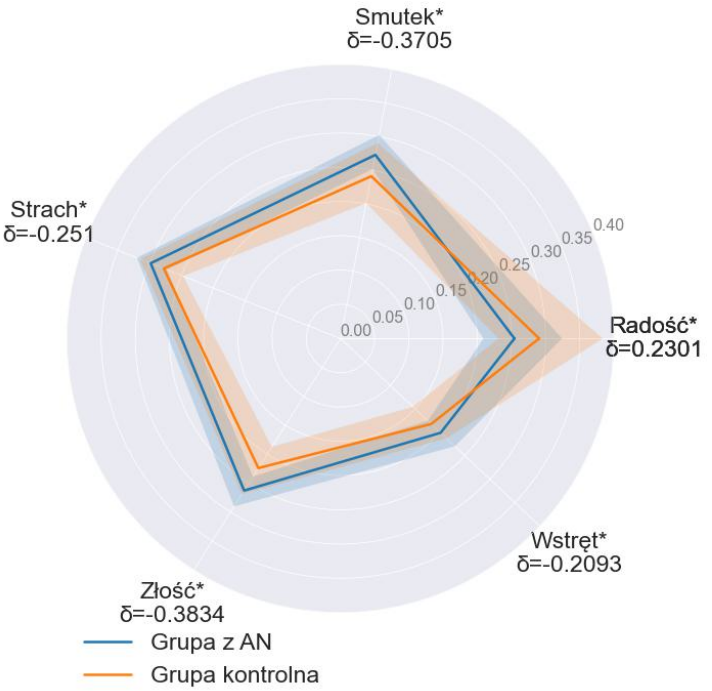
Analiza trzech wybranych konfiguracji modeli wskazuje na zachowanie spójnego wzorca różnic pomiędzy grupą pacjentów z jadłowstrętem psychicznym a grupą kontrolną. Niezależnie od szerokości okna i długości wektora grupa kontrolna charakteryzowała się wyższym natężeniem radości, natomiast w grupie pacjentów z AN obserwowano wyższe wartości smutku, strachu, złości i wstrętu. Oznacza to, że kierunek różnic pomiędzy grupami pozostawał stabilny we wszystkich trzech analizowanych konfiguracjach. Najbardziej konsekwentne różnicowanie grup uzyskano dla konfiguracji o szerokości okna 2 i długości wektora 100. W tym modelu różnice pomiędzy grupą z AN a grupą kontrolną były istotne statystycznie dla wszystkich pięciu analizowanych emocji (Rys. 4.5a). W konfiguracji o szerokości okna 3 i długości wektora 50 również zachowano ten sam kierunek różnic, jednak nie wszystkie obserwowane różnice osiągnęły istotność statystyczną. Istotne różnice stwierdzono dla smutku, strachu i złości, natomiast różnice dotyczące radości i wstrętu nie były istotne statystycznie (Rys. 4.5b). Dla konfiguracji o szerokości okna 5 i długości wektora 100 istotne statystycznie różnice wystąpiły dla radości, smutku, złości i wstrętu. Jedyną emocją, dla której



Rys. 4.3: Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych bez lematyzacji.

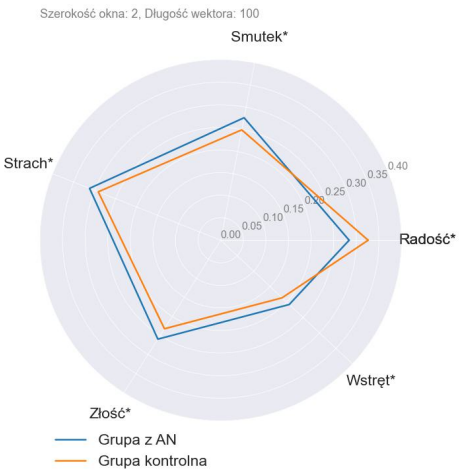
różnica pomiędzy grupami nie osiągnęła istotności statystycznej, był strach (Rys. 4.5c). Najbardziej stabilne różnice obserwowano dla smutku i złości, które były istotne statystycznie we wszystkich trzech konfiguracjach (Rys. 4.5).

Analizując mapę cieplną i odnosząc wyniki do konfiguracji wybranych na etapie walidacji metody z wykorzystaniem zdań syntetycznych, dla modelu o sze-

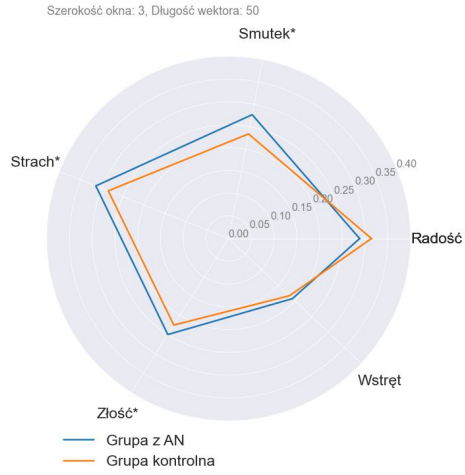


Rys. 4.4: Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem dla zdań po lematyzacji.

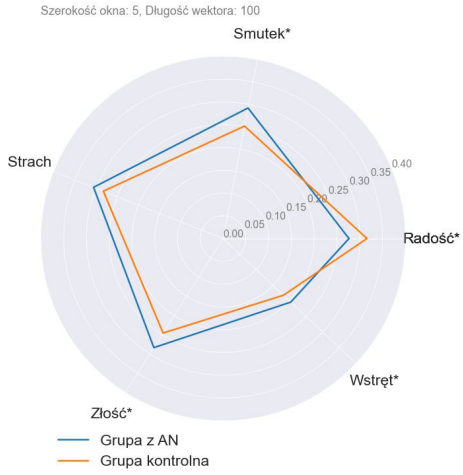
rokości okna 3 i długości wektora 50 zaobserwowano średnią wielkość efektu dla smutku, natomiast dla pozostałych emocji efekty były małe lub pomijalne. W przypadku konfiguracji o szerokości okna 2 i długości wektora 100 oraz o szerokości okna 5 i długości wektora 100 wszystkie obserwowane efekty miały małą wielkość. Analiza wszystkich konfiguracji wskazuje, że największe wielkości efektów występowały przede wszystkim w modelach wykorzystujących krótsze wektory osadzeń, m.in. szerokość okna 3 i długość wektora 3, szerokość okna 2 i długość wektora 10, szerokość okna 5 i długość wektora 10 oraz szerokość okna 3 i długość wektora 20. Szczególnie duże lub średnie efekty obserwowano w tych konfiguracjach dla smutku i złości. Co istotne, konfiguracje charakteryzujące się największymi wielkościami efektów nie pokrywały się z konfiguracjami wybranymi wcześniej na podstawie walidacji danych syntetycznych (Rys. 4.6). Szczegółowe wyniki umieszczono w tabeli A.2 w Szczegółowe wyniki przeprowadzonych analiz statystycznych.



(a) Model o szerokości okna 2 i długości wektora 100.



(b) Model o szerokości okna 3 i długości wektora 50.



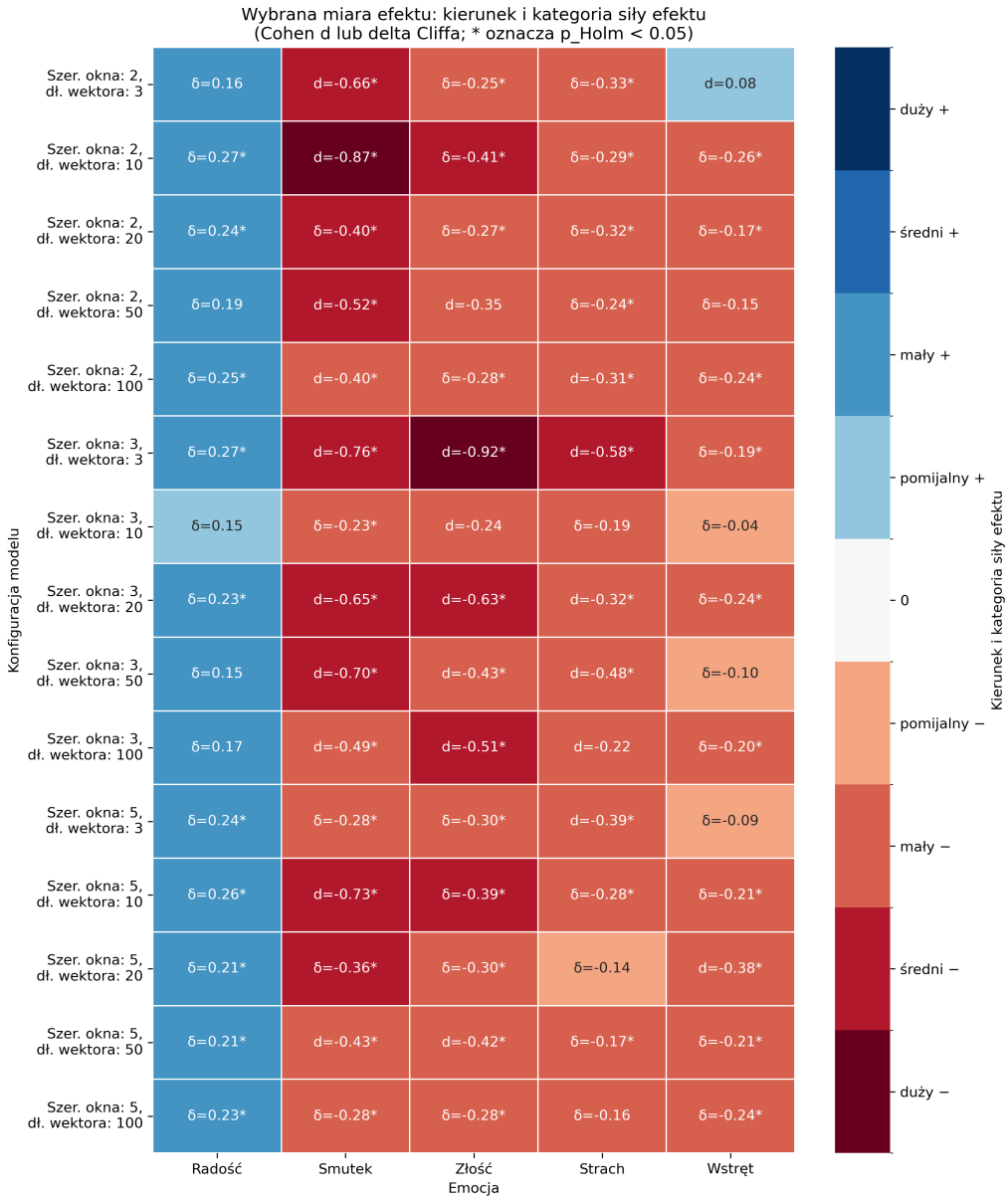
(c) Model o szerokości okna 5 i długości wektora 100.

Rys. 4.5: Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych po lematyzacji.

4.2.2 Skip-gram z warstwą Embedding i pełnym softmaxem

Bez lematyzacji

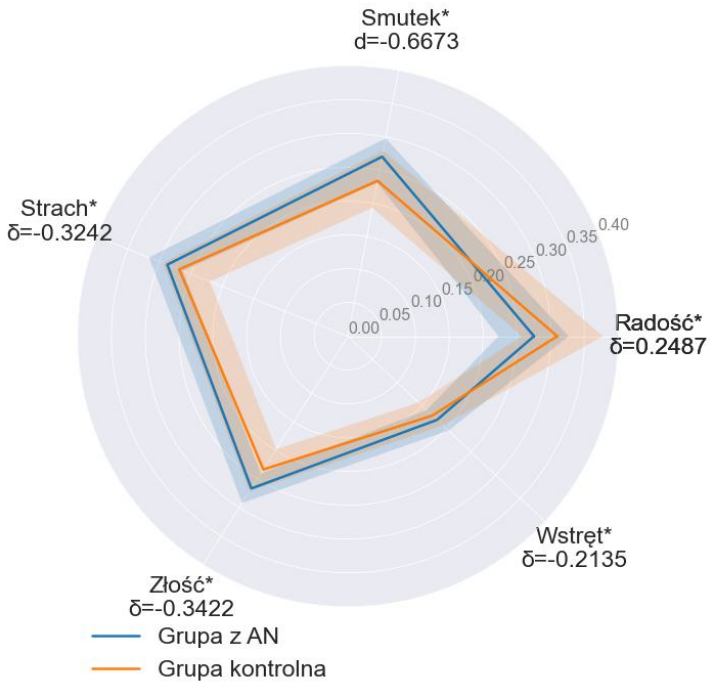
W zagregowanym modelu Skip-gram dla zdań bez lematyzacji zaobserwowano spójny wzorzec różnic pomiędzy analizowanymi grupami. Grupa kontrolna charakteryzowała się wyższym natężeniem radości (grupa kontrolna = 0,3098; grupa z AN = 0,2754), natomiast w grupie pacjentów z AN odnotowano wyższe natę-



Rys. 4.6: Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych po lematyzacji.

żenie strachu (grupa z AN = 0,2875; grupa kontrolna = 0,2685), smutku (grupa z AN = 0,2703; grupa kontrolna = 0,234), złości (grupa z AN = 0,2667; grupa kontrolna = 0,2335) oraz wstrętu (grupa z AN = 0,1808; grupa kontrolna = 0,1715). Różnice dla wszystkich pięciu emocji były istotne statystycznie po zastosowaniu korekty Holma. Największe wielkości efektu uzyskano dla smutku i złości, dla

których efekty miały średnią wielkość. Dla radości, strachu i wstrętu efekty były małe. Najmniejszą wielkość efektu odnotowano dla wstrętu (Rys. 4.7).

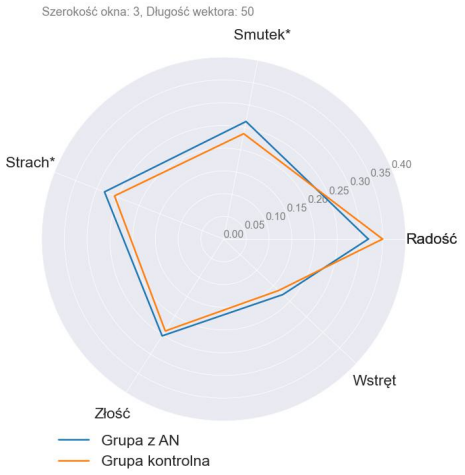


Rys. 4.7: Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem dla zdań bez lematyzacji.

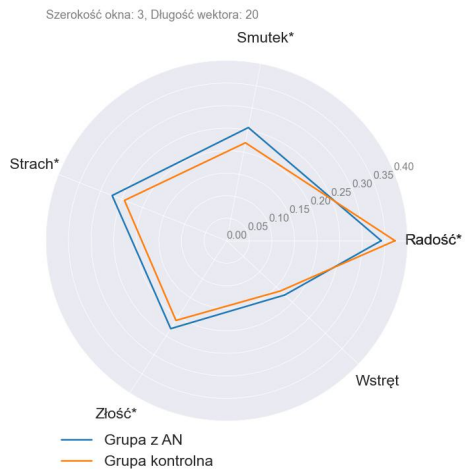
W trzech analizowanych konfiguracjach modeli zachowano ten sam ogólny wzorzec profilu emocjonalnego. Grupa kontrolna charakteryzowała się wyższym natężeniem radości, natomiast w grupie pacjentów z AN obserwowano wyższe natężenie smutku, strachu, złości oraz wstrętu. Kierunek różnic pozostawał zatem zgodny niezależnie od zastosowanej konfiguracji parametrów. Dla dwóch konfiguracji o szerokości okna 3 i długości wektora 50 oraz o szerokości okna 5 i długości okna 20 istotne statystycznie różnice pomiędzy grupami stwierdzono dla smutku i strachu, natomiast różnice w zakresie radości, złości i wstrętu nie osiągnęły poziomu istotności statystycznej. Oba profile wykazują podobny kierunek różnic pomiędzy grupami, jednak wartości natężenia poszczególnych emocji różnią się pomiędzy konfiguracjami. W konfiguracji o szerokości okna 5 i długości wektora 20 obserwowano wyższe wartości smutku, strachu i złości oraz niższe wartości radości niż w konfiguracji o szerokości okna 3 i długości wektora 50, podczas gdy wartości wstrętu pozostawały zbliżone (Rys. 4.8a, Rys. 4.8c).

Największą liczbę istotnych różnic spośród tych trzech konfiguracji uzyskano dla modelu o szerokości okna 3 i długości wektora 20. Istotne statystycznie różnice wystąpiły dla radości, smutku, strachu i złości, natomiast jedynie w przypadku

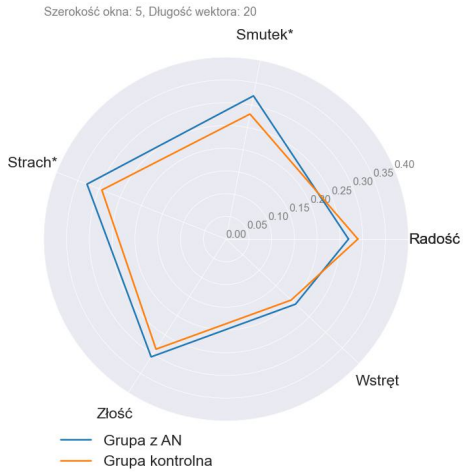
wstrętu różnica nie osiągnęła poziomu istotności (Rys. 4.8b).



(a) Model o szerokości okna 3 i długości wektora 50.



(b) Model o szerokości okna 3 i długości wektora 20.



(c) Model o szerokości okna 5 i długości wektora 20.

Rys. 4.8: Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych bez lematyzacji.

Analiza mapy cieplnej wskazuje, że najbardziej wyraźne i jednocześnie konsekwentne efekty dla kilku analizowanych emocji występowały przede wszystkim w konfiguracjach o szerokości okna 3 i długości wektora 10, o szerokości okna 5 i długości wektora 10, o szerokości okna 5 i długości wektora 50 oraz o szerokości okna 5 i długości wektora 100. Szczególnie wyróżniała się konfiguracja o szerokości okna 3 i długosci wektora 10, dla której zaobserwowano duże efekty dla

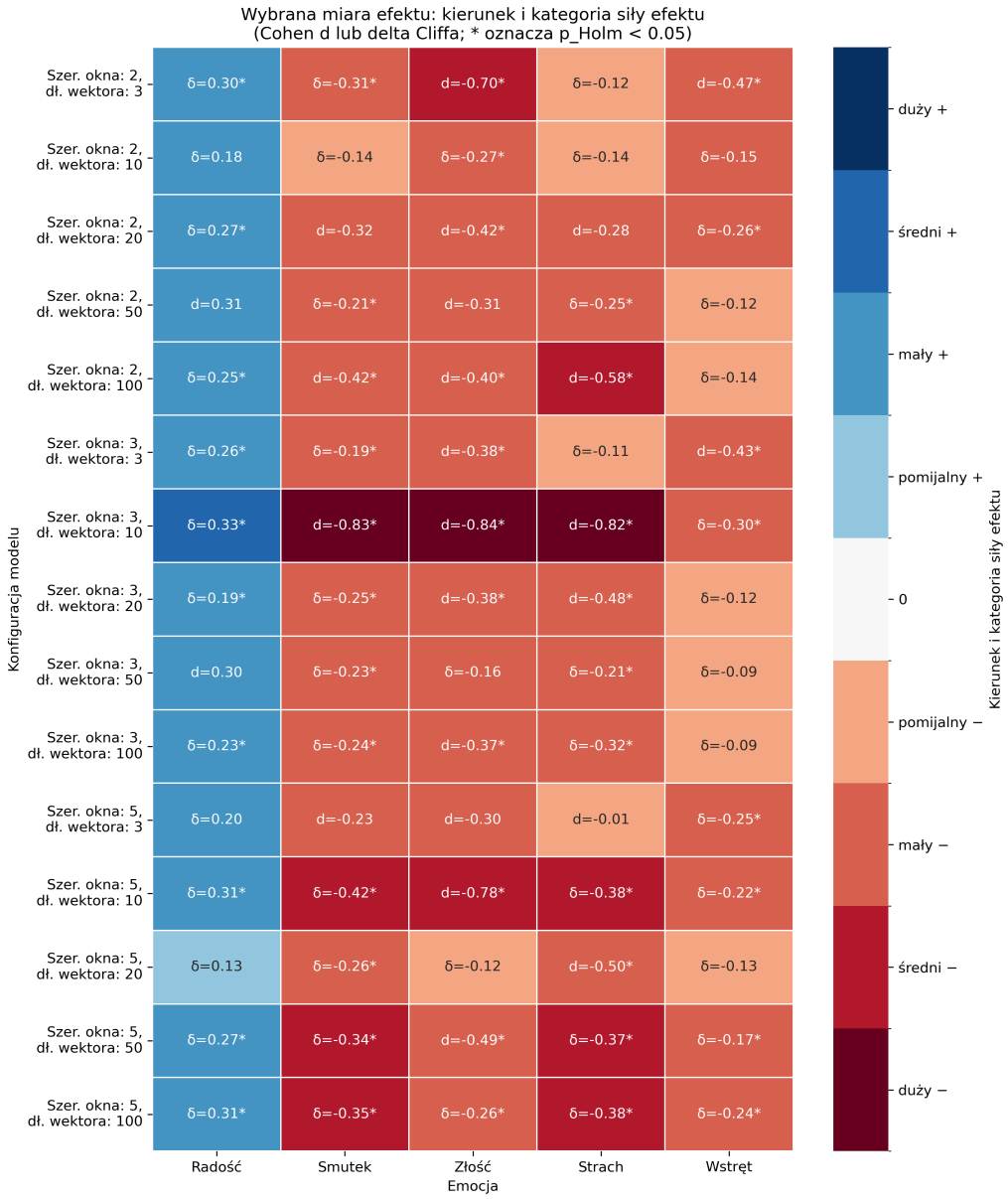
smutku (d=−0,83), złości (d=−0,84) oraz strachu (d=−0,82), przy jednoczesnej istotności statystycznej różnic dla wszystkich pięciu emocji. Wśród konfiguracji charakteryzujących się bardziej wyraźnymi efektami stosunkowo często występowały modele o większej szerokości okna, szczególnie 5. Może to wskazywać, że uwzględnienie szerszego sąsiedztwa słów sprzyjało uzyskiwaniu osadzeń pozwalających na wyraźniejsze różnicowanie profili emocjonalnych obu grup. W odniesieniu do konfiguracji wybranych wcześniej w procesie walidacji z wykorzystaniem zdań syntetycznych, tj. modeli o szerokości okna 3 i długości wektora 20, szerokości okna 3 i długości wektora 50 oraz szerokości okna 5 i długości wektora 20, uzyskane wielkości efektów były na ogół mniejsze niż w konfiguracjach charakteryzujących się najsilniejszym różnicowaniem analizowanych grup.

Dla modeli o szerokości okna 3 i długości wektora 20 oraz o szerokości okna 3 i długości wektora 50 małe efekty zaobserwowano dla radości, smutku, złości i strachu. Natomiast dla wstrętu efekt miał charakter pomijalny. W przypadku modelu o szerokości okna 5 i długości wektora 20 pomijalne efekty stwierdzono dla radości, złości i wstrętu, natomiast dla smutku i strachu efekty były małe (Rys. 4.9). Szczegółowe dane zawarto w tabeli A.3 w Szczegółowe wyniki przeprowadzonych analiz statystycznych

Z lematyzacją

W zagregowanym modelu Skip-gram wykorzystującym lematyzację zdań wejściowych zaobserwowano spójny kierunek różnic pomiędzy analizowanymi grupami. Grupa kontrolna charakteryzowała się wyższym natężeniem radości (grupa kontrolna = 0,3496; grupa z AN = 0,308), natomiast w grupie pacjentów z AN odnotowano wyższe natężenie strachu (grupa z AN = 0,2863; grupa kontrolna = 0,2654), smutku (grupa z AN = 0,2594; grupa kontrolna = 0,2271), złości (grupa z AN = 0,2421; grupa kontrolna = 0,2152) oraz wstrętu (grupa z AN = 0,1796; grupa kontrolna = 0,1581). Różnice dla wszystkich pięciu emocji były istotne statystycznie również po zastosowaniu korekty Holma. Największe wielkości efektu stwierdzono dla smutku (δ = -0,3743) oraz złości (δ = -0,3561), dla których efekty miały średnią wielkość. Dla radości, strachu i wstrętu wielkości efektów były małe. Najmniejszy efekt wystąpił dla wstrętu (δ = -0,2097) (Rys. 4.10).

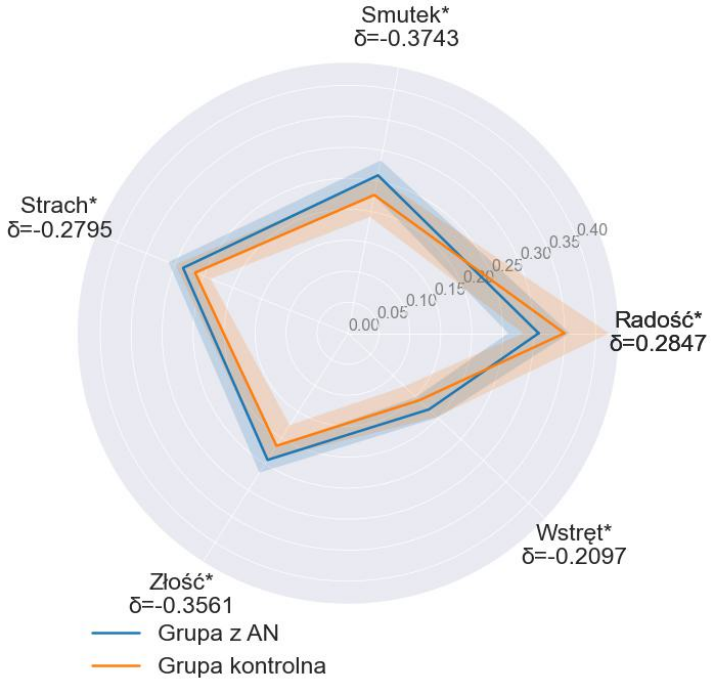
W trzech analizowanych konfiguracjach o długości wektora równej 100 zachowano spójny kierunek różnic pomiędzy grupami. Grupa kontrolna charakteryzowała się wyższym natężeniem radości, natomiast w grupie pacjentów z AN obserwowano wyższe natężenie smutku, strachu, złości i wstrętu. Najbardziej konsekwentne różnicowanie grup uzyskano dla konfiguracji o szerokości okna 2, dla której różnice dotyczące wszystkich pięciu emocji były istotne statystycznie (Rys. 4.11b). W konfiguracji o szerokości okna 3 nie stwierdzono istotnej różnicy dla wstrętu (Rys. 4.11c), natomiast w konfiguracji o szerokości okna 5 brak istotności dotyczył strachu (Rys. 4.11a). Pomimo tych różnic kierunek obserwowanych



Rys. 4.9: Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych bez lematyzacji.

zależności pozostał niezmieniony.

W odniesieniu do konfiguracji wskazanych jako najlepsze na etapie walidacji, tj. modelu o szerokości okna 2 i długości wektora 100, modelu o szerokości okna 3 i długości wektora 100 oraz modelu o szerokości okna 5 i długości wektora 100, uzyskane efekty były na ogół słabsze niż w konfiguracjach charakteryzujących

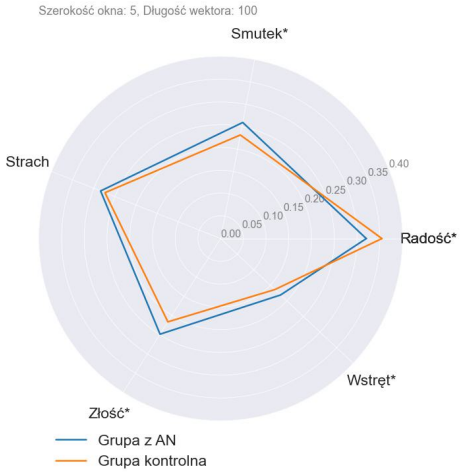


Rys. 4.10: Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem dla zdań po lematyzacji.

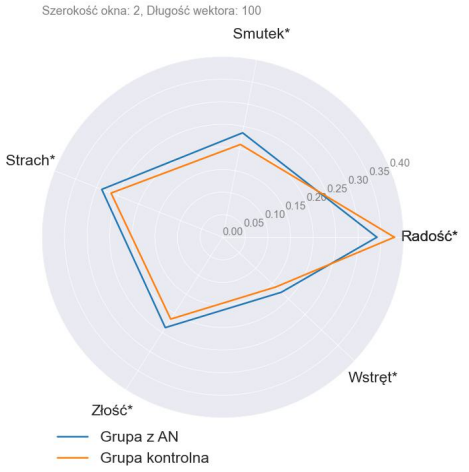
się największym różnicowaniem grup. Dla modelu o szerokości okna 2 i długości wektora 100 efekty dla wszystkich emocji były stosunkowo niewielkie. W konfiguracji o szerokości okna 3 i długości wektora 100 największy efekt obserwowano dla smutku, natomiast dla pozostałych emocji efekty były małe lub pomijalne. W przypadku konfiguracji o szerokości okna 5 i długości wektora 100, największe różnice dotyczyły złości, podczas gdy dla strachu efekt był pomijalny.

Największe efekty obserwowano przede wszystkim dla konfiguracji o szerokości okna 3 i długości wektora 20, szerokości okna 2 i długości wektora 50, szerokości okna 2 i długości wektora 20, szerokości okna 5 i długości wektora 20 oraz szerokości okna 5 i długości wektora 50. Szczególnie wyraźne różnice między grupą z AN a grupą kontrolną dotyczyły w tych konfiguracjach smutku, złości i strachu. W większości przypadków różnicom o większej sile efektu towarzyszyła również istotność statystyczna po zastosowaniu korekty Holma.

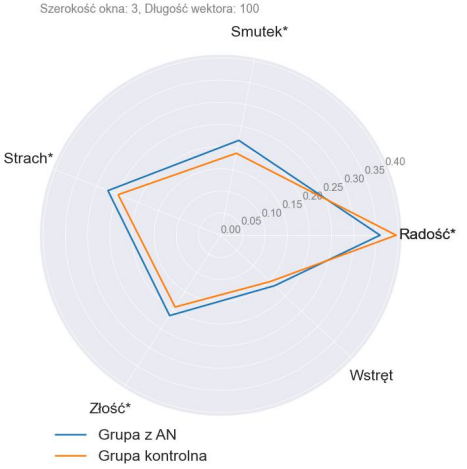
Najsłabsze wyniki uzyskano dla konfiguracji o szerokości okna 3 i długości wektora 3. Dla większości emocji wielkości efektów były w tym modelu pomijalne lub małe, a żadna z obserwowanych różnic nie osiągnęła istotności statystycznej po korekcie Holma. Ponadto zauważono wyjątek od ogólnego wzorca — stanowił go wstręt, dla którego w dwóch konfiguracjach zaobserwowano przeciwny kierunek efektu niż w pozostałych modelach (Rys. 4.12).



(a) Model o szerokości okna 5 i długości wektora 100.



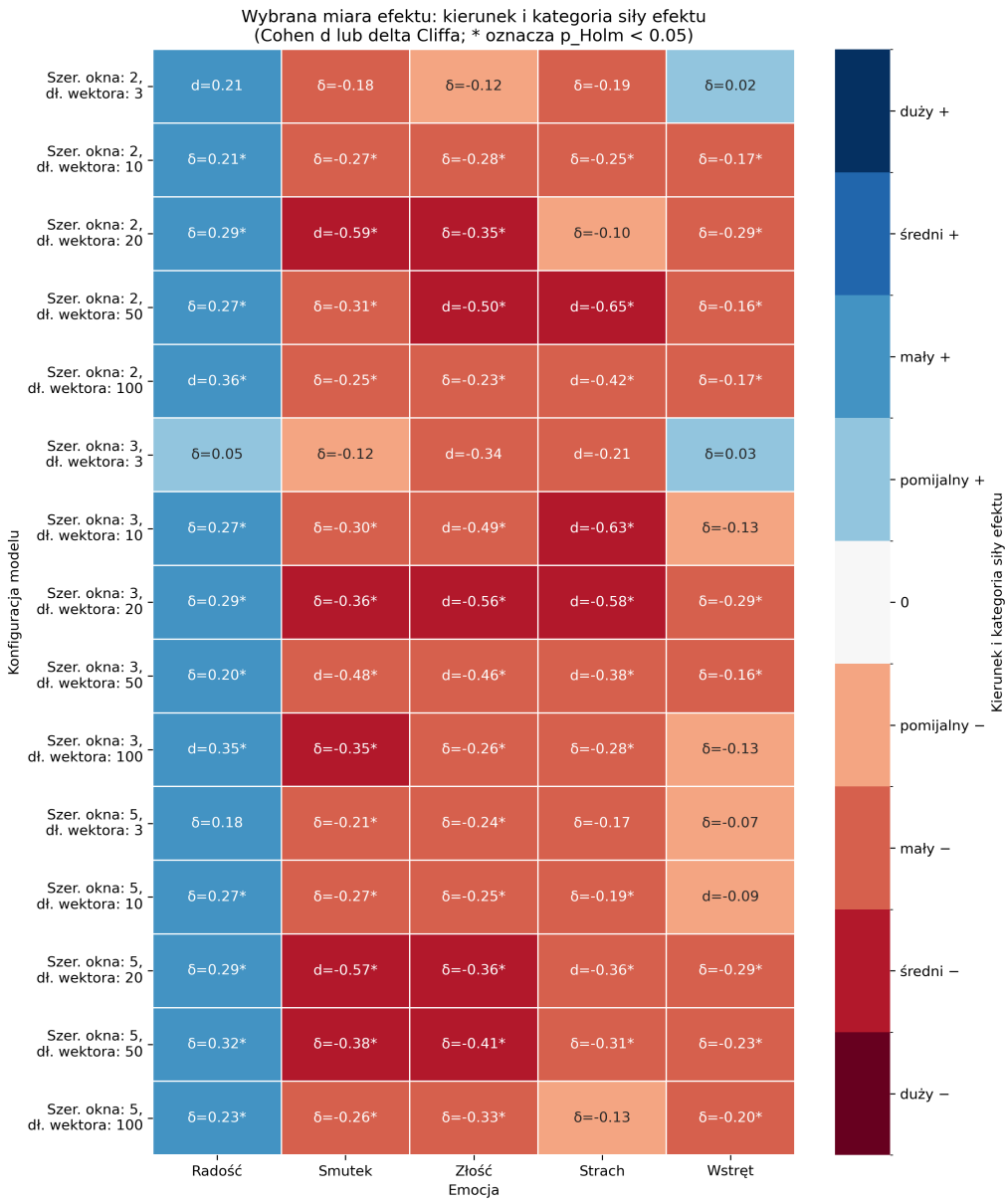
(b) Model o szerokości okna 2 i długości wektora 100.



(c) Model o szerokości okna 3 i długości wektora 100.

Rys. 4.11: Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych po lematyzacji.

Szczegółowe dane są zawarte w tabeli A.4 w Szczegółowe wyniki przeprowadzonych analiz statystycznych.



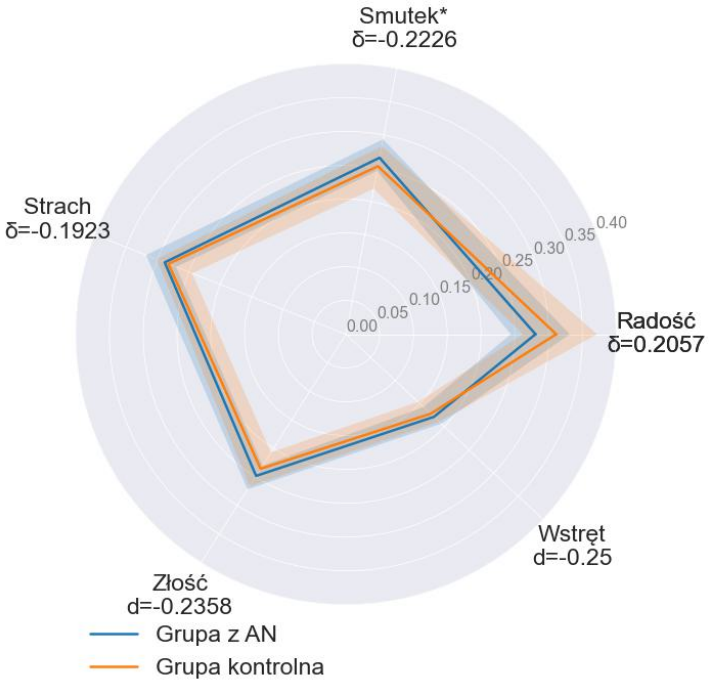
Rys. 4.12: Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i pełnym softmaxem, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych po lematyzacji.

4.2.3 Skip-gram z warstwą Embedding i Negative Sampling

Negative Sampling - bez lematyzacji

W modelu zagregowanym dla Skip-gram z Negative Sampling dla zdań bez lematyzacji kierunek różnic był zgodny z wzorcem obserwowanym w pozosta-

łych modelach. W grupie kontrolnej odnotowano wyższe natężenie radości niż w grupie z AN (grupa kontrolna = 0,3112; grupa z AN = 0,2806). W przypadku pozostałych emocji wyższe wartości występowały w grupie pacjentów z AN: strachu (grupa z AN = 0,2885; grupa kontrolna = 0,2826), smutku (grupa z AN = 0,2657; grupa kontrolna = 0,2529), złości (grupa z AN = 0,2482; grupa kontrolna = 0,2357) oraz wstrętu (grupa z AN = 0,1786; grupa kontrolna = 0,1719). Po zastosowaniu korekty Holma różnica między grupą kontrolną a grupą z AN pozostała istotna statystycznie wyłącznie dla smutku. Dla wszystkich analizowanych emocji wielkości efektu były małe (Rys. 4.13).

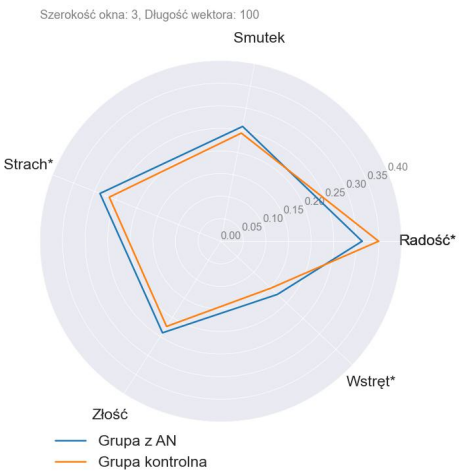


Rys. 4.13: Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling dla zdań bez lematyzacji.

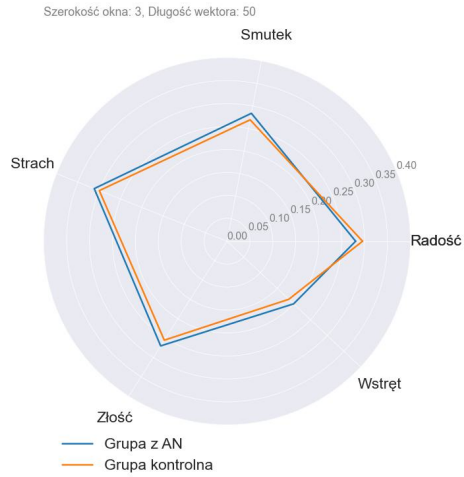
W trzech wybranych konfiguracjach na podstawie walidacji na zdaniach syntetycznych zachowano podobny kierunek różnic między grupami. Natężenie radości było wyższe w grupie kontrolnej, natomiast smutek, strach, złość i wstręt przyjmowały wyższe wartości w grupie pacjentów z AN. Różnice między profilami były jednak niewielkie (Rys. 4.14).

Dla modelu o szerokości okna 3 i długości wektora 50 żadna z różnic między grupami nie była istotna statystycznie (Rys. 4.14b). W konfiguracji o szerokości okna 3 i długości wektora 100 istotne różnice wystąpiły dla trzech emocji: radości, strachu i wstrętu, natomiast dla smutku i złości nie osiągnęły istotności statystycznej (Rys. 4.14a). W modelu o szerokości okna 5 i długości wektora 100 profile

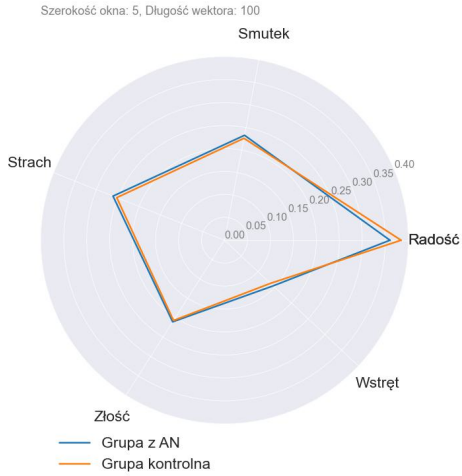
obu grup były do siebie bardzo zbliżone i nie stwierdzono istotnych statystycznie różnic dla żadnej z analizowanych emocji (Rys. 4.14c).



(a) Model o szerokości okna 3 i długości wektora 100.



(b) Model o szerokości okna 3 i długości wektora 50.



(c) Model o szerokości okna 5 i długości wektora 100.

Rys. 4.14: Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych bez lematyzacji.

Na mapie cieplnej (Rys. 4.15) uchwycono wartości miar efektu oraz istotność statystyczna różnic między grupami. Największe wielkości efektu zaobserwowano dla modeli o szerokości okna 3 i długości wektora 10 oraz o szerokości okna 2 i długości wektora 20. W pierwszym z nich średni efekt wystąpił dla smutku, a niewiele mniejszy dla złości. Dla radości i strachu wielkości efektu były małe.

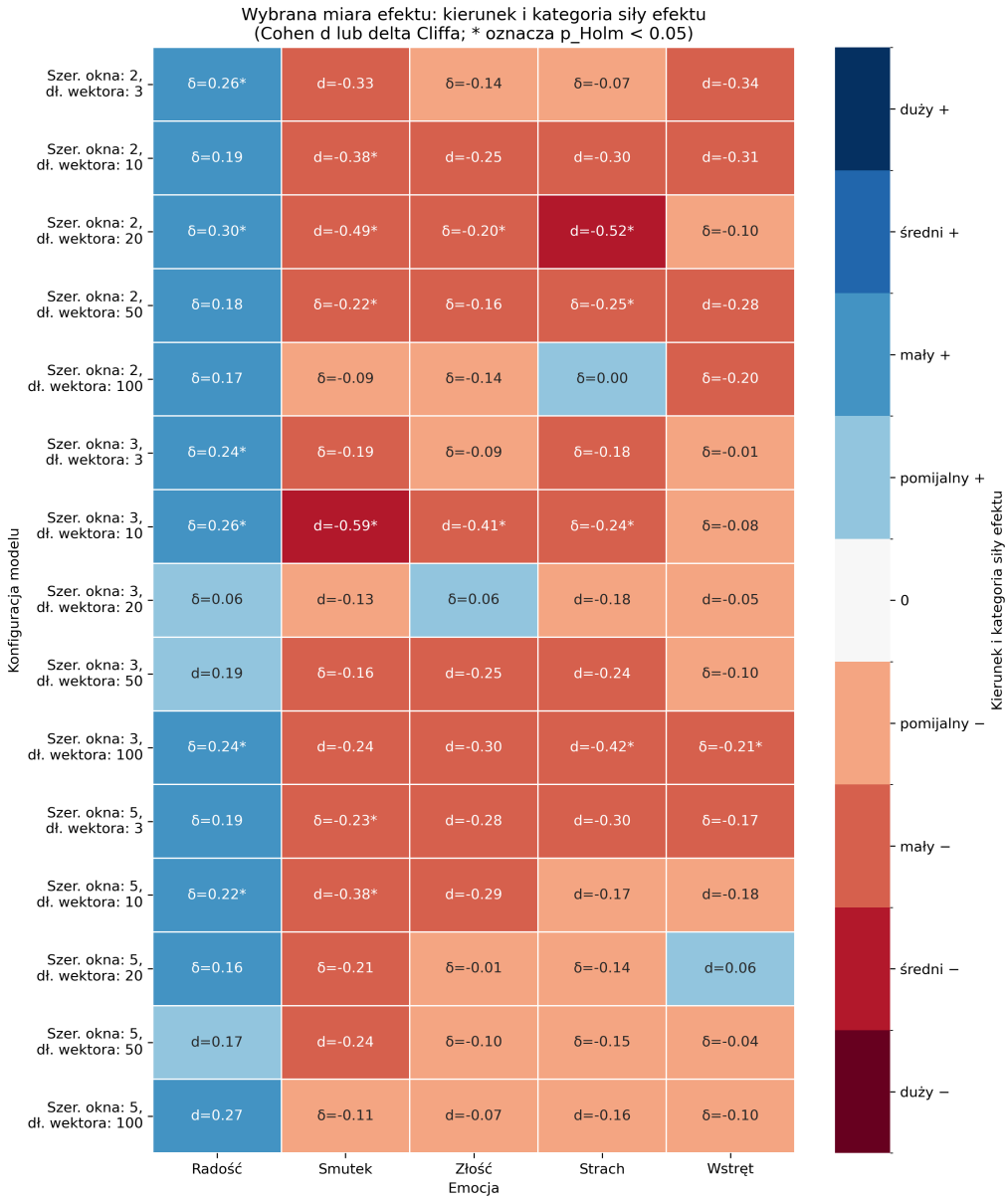
W modelu o szerokości okna 2 i długości wektora 20 największe efekty dotyczyły strachu i smutku. Dla obu tych modeli różnice w natężeniach emocji między grupą kontrolną a grupą z AN były istotne statystycznie dla radości, smutku, złości i strachu. W przypadku wstrętu różnice nie były istotne statystycznie, a wielkość efektu była pomijalna. Tabela A.5 w Szczegółowe wyniki przeprowadzonych analiz statystycznych zawiera szczegółowe statystyki dla poszczególnych modeli.

Negative Sampling - z lematyzacją

W modelu zagregowanym dla Skip-gram z Negative Sampling i lematyzacją zdań wejściowych zachowano ten sam kierunek różnic między grupami. W grupie kontrolnej wyższe było natężenie radości (grupa kontrolna = 0,3401; grupa z AN = 0,3096), natomiast w grupie z AN wyższe wartości uzyskano dla strachu (grupa z AN = 0,2813; grupa kontrolna = 0,2569), smutku (grupa z AN = 0,2455; grupa kontrolna = 0,2296), złości (grupa z AN = 0,2307; grupa kontrolna = 0,2151) i wstrętu (grupa z AN = 0,1738; grupa kontrolna = 0,1582). Po zastosowaniu korekty Holma istotne statystycznie różnice wystąpiły dla radości, smutku i złości, natomiast dla strachu i wstrętu nie osiągnęły istotności statystycznej. Dla wszystkich pięciu emocji wielkości efektu były małe: dla radości δ = 0,2514, smutku δ = -0,2736, złości δ = -0,2297, strachu d = -0,2892 oraz wstrętu d = -0,3284. Mimo braku istotności dla strachu i wstrętu kierunek różnic był zgodny z pozostałymi emocjami i wcześniejszymi modelami (Rys. 4.16).

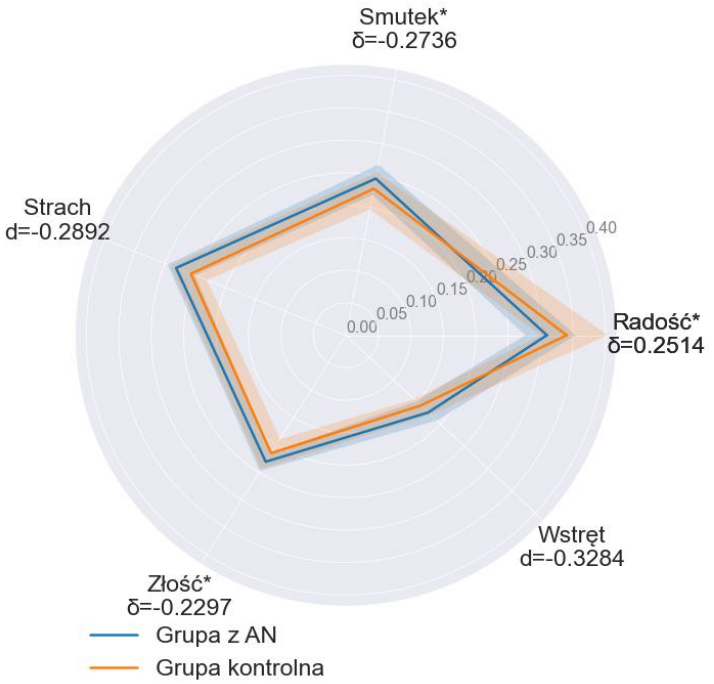
Na Rys. 4.17 przedstawiono trzy konfiguracje modeli, które na podstawie wyników zestawionych w Tab. 4.1 najlepiej odwzorowywały natężenie emocji. W grupie kontrolnej wyższe było natężenie radości, natomiast w grupie z AN wyższe wartości uzyskano dla smutku, strachu, złości i wstrętu. Dla modelu o szerokości okna 3 i długości wektora 50 profile obu grup były bardzo zbliżone, a żadna z różnic nie była istotna statystycznie (Rys. 4.17b). Najwięcej istotnych różnic uzyskano dla modelu o szerokości okna 3 i długości wektora 100, w którym dotyczyły one wszystkich pięciu emocji (Rys. 4.17c). W przypadku modelu o szerokości okna 5 i długości wektora 50 istotne różnice wystąpiły jedynie dla smutku, radości i złości (Rys. 4.17a). Pomimo różnic w istotności statystycznej ogólny układ profili emocjonalnych względem siebie był podobny we wszystkich trzech konfiguracjach (Rys. 4.17).

Na mapie cieplnej (Rys. 4.18) uchwycono wartości miar efektu oraz istotność statystyczna różnic między grupami. Najsłabsze różnice między grupami uzyskano dla modeli o szerokości okna 3 i długości wektora 50 oraz o szerokości okna 3 i długości wektora 10. W obu konfiguracjach efekty były w większości pomijalne, a różnice nie osiągnęły istotności statystycznej. Ponadto w konfiguracji o szerokości okna 3 i długości wektora 50 dla strachu zaobserwowano niewielki efekt o przeciwnym kierunku niż w większości pozostałych modeli, jednak różnica ta nie była istotna statystycznie. Największe wielkości efektów obserwowano natomiast dla modelu o szerokości okna 2 i długości wektora 100 oraz modelu o szeroko-



Rys. 4.15: Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych bez lematyzacji.

ści okna 5 i długości wektora 20. W pierwszym z nich największy efekt dotyczył strachu, natomiast w drugim – wstrętu. W obu konfiguracjach różnice dla wszystkich pięciu emocji były istotne statystycznie po zastosowaniu korekty Holma. Na tle pozostałych analiz wyróżniała się konfiguracja o szerokości okna 5 i długości wektora 20, dla której efekt dla wstrętu osiągnął średnią wielkość. W innych mo-

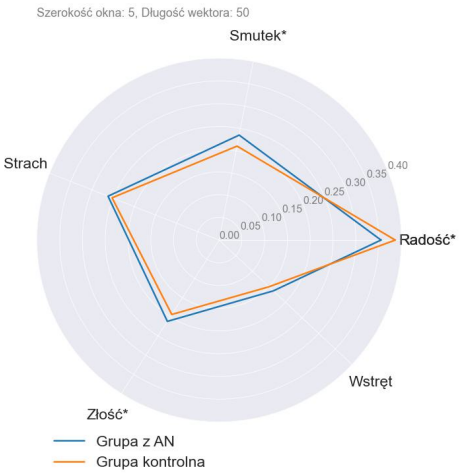


Rys. 4.16: Agregacja poprzez medianę wyników uzyskanych dla wszystkich konfiguracji Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling dla zdań po lematyzacji.

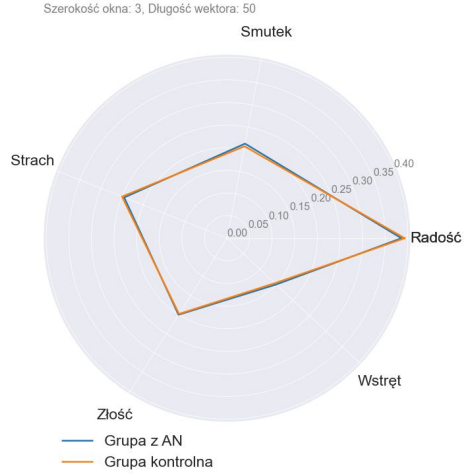
delach różnice dotyczące wstrętu były słabsze i odpowiadały efektom małym lub pomijalnym. Model o szerokości okna 5 i długości wektora 10 wyróżniał się natomiast przede wszystkim efektem dla smutku, który był wyraźnie większy niż dla pozostałych emocji w tej konfiguracji. W odniesieniu do konfiguracji wybranych podczas walidacji jako najlepiej odwzorowujących emocje (Tab. 4.1), uzyskano zróżnicowane wielkości efektów. Najsłabiej pod tym względem wypadł model o szerokości okna 3 i długości wektora 50, dla którego efekty były w większości pomijalne. Dla modelu o szerokości okna 3 i długości wektora 100 oraz modelu o szerokości okna 5 i długości wektora 50 efekty były większe, jednak nadal mieściły się głównie w zakresie małych wartości Tabela A.6 w Szczegółowe wyniki przeprowadzonych analiz statystycznych zawiera szczegółowe statystyki dla poszczególnych modeli.

4.3 Modele typu Transformer wykorzystujące mechanizmy uwagi

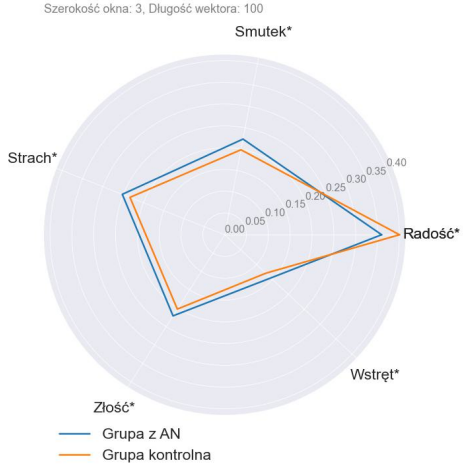
W niniejszej sekcji przedstawiono wyniki uzyskane dla dwóch wariantów modelu Polbert: cased oraz uncased. Dla każdego z nich zaprezentowano wykres



(a) Model o szerokości okna 5 i długości wektora 50.



(b) Model o szerokości okna 3 i długości wektora 50.



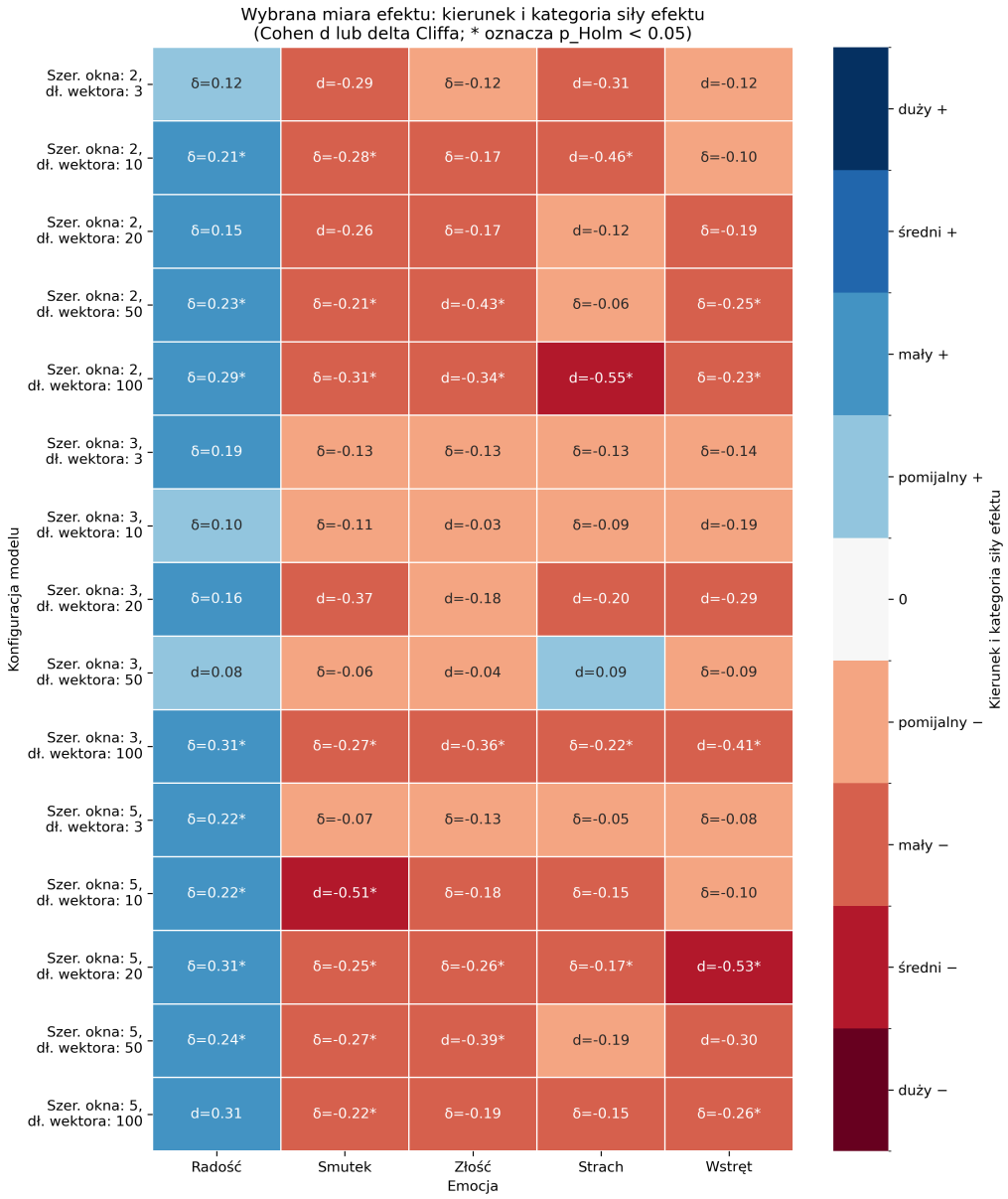
(c) Model o szerokości okna 3 i długości wektora 100.

Rys. 4.17: Trzy najlepsze konfiguracje modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling, wybrane na podstawie wyników walidacji dla zdań wejściowych po lematyzacji.

radarowy przedstawiający profile emocjonalne pacjentów z jadłowstrętem psychicznym oraz osób z grupy kontrolnej, a także tabelę zawierającą wyniki analizy statystycznej różnic w natężeniu poszczególnych emocji między obiema grupami.

4.3.1 Model Polbert uncased

W modelu Polbert uncased uzyskano istotne statystycznie różnice między grupą z AN a grupą kontrolną dla wszystkich pięciu analizowanych emocji, rów-



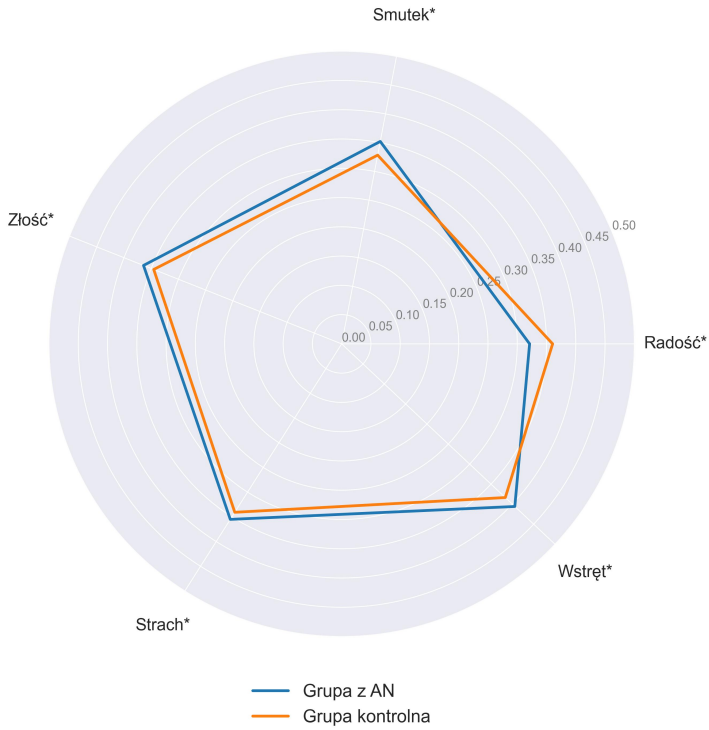
Rys. 4.18: Mapa cieplna wszystkich konfiguracji modeli Skip-gram implementowanych z warstwą Embedding i Negative Sampling, przedstawiająca wielkość i kierunek efektu z oznaczeniem istotności statystycznej różnic dla zdań wejściowych po lematyzacji.

nież po zastosowaniu korekty Holma. W grupie kontrolnej wyższe było natężenie radości (grupa kontrolna = 0,3604; grupa z AN = 0,3211), natomiast w grupie z AN wyższe wartości uzyskano dla smutku (grupa z AN = 0,3521; grupa kontrolna = 0,3282), złości (grupa z AN = 0,3641; grupa kontrolna = 0,3454), strachu (grupa z AN = 0,3551; grupa kontrolna = 0,3408) i wstrętu (grupa z AN

= 0,4058; grupa kontrolna = 0,3835). Największe efekty wystąpiły dla smutku i radości i w obu przypadkach miały średnią wielkość. Dla złości, strachu i wstrętu efekty były małe, przy czym dla strachu wartość efektu była zbliżona do granicy efektu średniego. Warto zauważyć, że w obu analizowanych grupach najwyższe wartości natężenia odnotowano dla wstrętu (Tab. 4.3, Rys. 4.19).

Tab. 4.3: Wyniki analizy statystycznej różnic w natężeniu emocji między grupą chorych a grupą kontrolną dla modelu Polbert uncased.

Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Wybrany test	p (wybrany test)	95% CI (Welch)	p (Holm)	Miara efektu	Wartość efektu
Radość	0.3211	0.3604	0.0393	test U Manna–Whitneya	1.14×10^{-5}	–	5.71×10^{-5}	delta Cliffa	0.3622
Smutek	0.3521	0.3282	-0.0238	test t Welcha	1.82×10^{-5}	$(-0.0345; -0.0132)$	7.28×10^{-5}	Cohen d	-0.6705
Złość	0.3641	0.3454	-0.0187	test U Manna–Whitneya	0.0010	–	0.0021	delta Cliffa	-0.2708
Strach	0.3551	0.3408	-0.0143	test U Manna–Whitneya	0.0001	–	0.0004	delta Cliffa	-0.3175
Wstręt	0.4058	0.3835	-0.0223	test U Manna–Whitneya	0.0027	–	0.0027	delta Cliffa	-0.2475



Rys. 4.19: Wykres radarowy przedstawiający profile emocjonalne pacjentów z AN oraz osób z grupy kontrolnej, wyznaczone z wykorzystaniem modelu transformerowego Polbert uncased.

4.3.2 Model Polbert cased

Dla modelu Polbert cased kierunek różnic był taki sam jak w modelu uncased. W grupie kontrolnej wyższe było natężenie radości (grupa kontrolna = 0,3545; grupa z AN = 0,3142), natomiast w grupie z AN wyższe wartości uzyskano dla smutku (grupa z AN = 0,3457; grupa kontrolna = 0,3545), złości (grupa z AN = 0,3491; grupa kontrolna = 0,3403), strachu (grupa z AN = 0,3570; grupa kontrolna = 0,3483) i wstrętu (grupa z AN = 0,4232; grupa kontrolna = 0,4018). Po korekcie Holma istotne różnice wystąpiły dla radości, smutku, strachu i wstrętu. Dla wszystkich emocji efekty były małe, przy czym największy uzyskano dla radości, a następnie dla wstrętu. Podobnie jak w modelu uncased natężenie emocji wstręt wyróżniało się na tle innych najwyższą wartością (Tab. 4.4, Rys. 4.20).

Tab. 4.4: Wyniki analizy statystycznej różnic w natężeniu emocji między grupą chorych a grupą kontrolną dla modelu Polbert cased.

Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Wybrany test	p (wybrany test)	p (Holm)	Miara efektu	Wartość efektu
Radość	0.3192	0.3545	0.0354	test U Manna–Whitneya	0.0001	0.0007	delta Cliffa	0.3157
Smutek	0.3457	0.3318	-0.0139	test U Manna–Whitneya	0.0097	0.0291	delta Cliffa	-0.2135
Złość	0.3491	0.3403	-0.0088	test U Manna–Whitneya	0.0738	0.0738	delta Cliffa	-0.1476
Strach	0.3570	0.3483	-0.0087	test U Manna–Whitneya	0.0142	0.0291	delta Cliffa	-0.2024
Wstręt	0.4232	0.4018	-0.0214	test U Manna–Whitneya	0.0022	0.0086	delta Cliffa	-0.2532

4.4 Wyniki na innych zbiorach danych

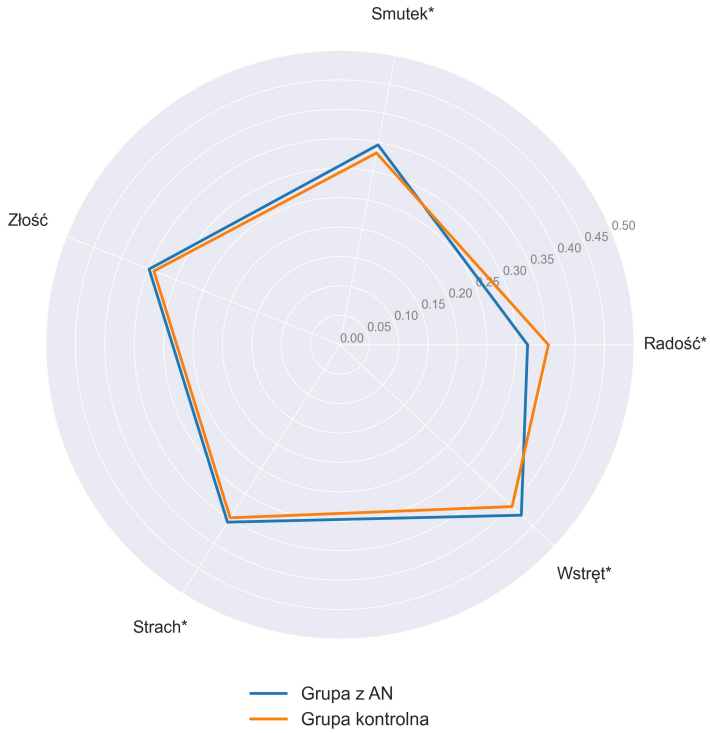
Zaproponowaną metodę przetestowano na innych zbiorach danych, co pozwoliło ocenić możliwość jej zastosowania również poza pierwotnym zbiorem badawczym oraz zweryfikować jej użyteczność w analizie wypowiedzi pochodzących z odmiennych grup pacjentów.

4.4.1 Zbiór notatek pacjentów nowotworów głowy i szyi

W ramach cyklu dwóch publikacji ukazały się artykuły, w których opisaną powyżej metodę zastosowano do analizy notatek pacjentów z nowotworami głowy i szyi.

Wyniki pochodzą z *The Use of Natural Language Processing for Computer-Aided Diagnostics and Monitoring of Body Image Perception in Patients with Cancers* [68] oraz *The Use of Natural Language Processing Elements for Computer-Aided Diagnostics and Monitoring of Body Image Perception in Enterally Fed Patients with Head and Neck or Upper Gastrointestinal Tract Cancers* [155]

Pacjenci z nowotworami głowy i szyi często doświadczają szeregu trudności, które mogą znacząco wpływać na ich codzienne funkcjonowanie oraz sposób postrzegania własnego ciała. Do najczęstszych należą utrata masy ciała i siły



Rys. 4.20: Wykres radarowy przedstawiający profile emocjonalne pacjentów z AN oraz osób z grupy kontrolnej, wyznaczone z wykorzystaniem modelu transformerowego Polbert cased.

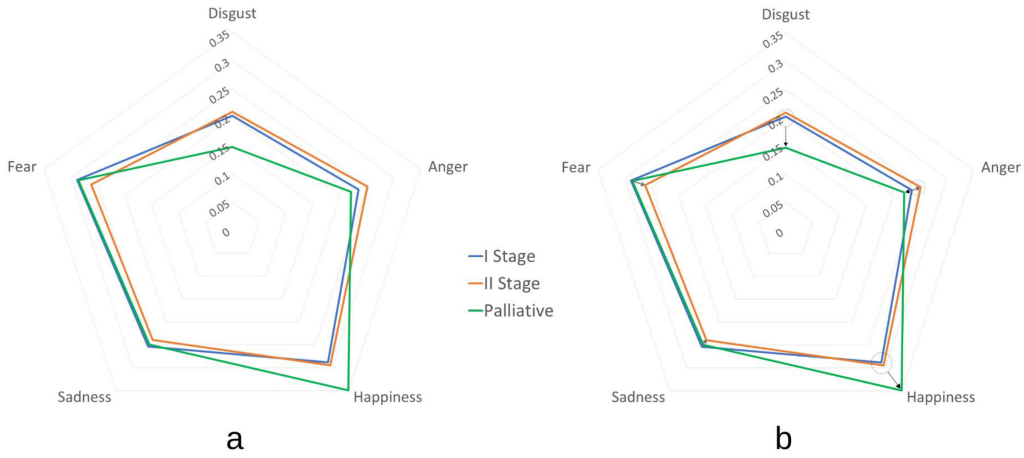
mięśniowej, problemy z przyjmowaniem pokarmów wynikające z leczenia przeciwnowotworowego, zaburzenia smaku i węchu, a także trudności w mówieniu. W tym kontekście ocena natężenia pięciu podstawowych emocji może stanowić cenne uzupełnienie psychologicznego procesu diagnostycznego. W badaniu uczestniczyło 50 pacjentów, w tym 26 kobiet i 24 mężczyzn, z rozpoznaniem nowotworu głowy i szyi lub górnego odcinka przewodu pokarmowego, hospitalizowanych na oddziale gastroenterologicznym szpitala onkologicznego w Warszawie. Do udziału kwalifikowano pacjentów z jednym z wymienionych rozpoznań, żywionych dojelitowo przy zachowanym dostępie do przewodu pokarmowego, którzy w okresie trzech miesięcy poprzedzających badanie przeszli zabieg operacyjny w obrębie głowy i szyi lub górnego odcinka przewodu pokarmowego. Kryteria włączenia obejmowały również posługiwanie się językiem polskim jako językiem ojczystym, możliwość nawiązania prawidłowego kontaktu werbalnego i logicznego oraz wyrażenie świadomej zgody na udział w badaniu. W trakcie hospitalizacji wykwalifikowany ankieter przeprowadzał z pacjentami wywiad, podczas którego gromadzono podstawowe dane antropometryczne. Następnie każdemu uczestnikowi zadawano pytanie: „Jak postrzegasz swoje ciało?”. W razie potrzeby stosowano ujednolicone wyjaśnienie, prosząc pacjenta o opisanie własnymi słowami sposobu, w jaki

postrzega i ocenia wygląd swojego ciała. Uczestników proszono o udzielanie szczerych odpowiedzi odnoszących się do ich aktualnych odczuć, a wypowiedzi były zapisywane przez ankietera w formie notatek.

Podział pacjentów na grupy został dostosowany do specyfiki analizowanego zbioru danych. Na podstawie konsultacji z ekspertem w dziedzinie psychoonkologii wyróżniono trzy zasadnicze etapy przebiegu choroby, różniące się pod względem dobrostanu pacjentów oraz dominujących reakcji emocjonalnych: diagnozę, leczenie i rekonwalescencję. Dodatkowo wyodrębniono etap opieki paliatywnej. Przyjęty podział można częściowo odnieść do modelu Kübler-Ross, w którym opisano pięć reakcji związanych z doświadczeniem straty: zaprzeczenie, gniew, targowanie się, depresję oraz akceptację [99]. Pierwszy etap, związany z diagnozą i dalej określany jako stadium I, obejmuje okres bezpośrednio po rozpoznaniu choroby, kiedy pacjent mierzy się z informacją o chorobie oraz perspektywą rozpoczęcia leczenia przeciwnowotworowego. Jest to czas znacznej niestabilności emocjonalnej, w którym mogą jednocześnie pojawiać się różne trudne emocje i reakcje. Pacjent może między innymi umniejszać znaczenie diagnozy, zaprzeczać jej konsekwencjom lub podejmować próby „targowania się" z nową sytuacją. Drugi etap, określany jako stadium II, rozpoczyna się wraz z podjęciem leczenia. W tym okresie stan emocjonalny pacjenta może stopniowo ulegać stabilizacji, choć jedną z częściej pojawiających się reakcji może być gniew. Stadium III obejmuje okres rekonwalescencji, przypadający po zakończeniu leczenia i związany ze stopniowym powrotem do codziennego funkcjonowania. Etap ten może jednak wiązać się z poczuciem pustki, utratą dotychczasowej tożsamości lub poczucia przynależności, a także z doświadczeniem żałoby po utraconym zdrowiu. Osobno uwzględniono etap opieki paliatywnej, obejmujący pacjentów, u których postępowanie terapeutyczne koncentruje się przede wszystkim na poprawie jakości życia oraz łagodzeniu objawów choroby. W tym okresie może częściej pojawiać się akceptacja aktualnej sytuacji zdrowotnej oraz stopniowe pogodzenie się z przebiegiem choroby. Do badania zakwalifikowano 11 pacjentów znajdujących się w stadium I, 32 pacjentów w stadium II oraz 7 pacjentów objętych opieką paliatywną.

W analizowanych grupach widoczne były różnice w natężeniu poszczególnych emocji. W stadium II obserwowano wyższe wartości złości niż w stadium I, podczas gdy w przypadku strachu zależność była odwrotna — jego natężenie było większe w stadium I. Najniższe poziomy obu tych emocji odnotowano u pacjentów objętych opieką paliatywną. W tej samej grupie stwierdzono również najwyższe natężenie radości. Smutek osiągał najwyższe wartości w stadium I, a najniższe w stadium II. Natężenie wstrętu było natomiast podobne w stadium I i II, przy czym jego najniższy poziom zaobserwowano w grupie pacjentów leczonych paliatywnie (Rys. 4.21) [68]. Przejściu ze stadium I do stadium II towarzyszyła zmiana profilu emocjonalnego, obejmująca zmniejszenie natężenia smutku i strachu oraz jednoczesny wzrost natężenia złości. W grupie pacjentów objętych opieką paliatywną obserwowano natomiast przede wszystkim niższe natężenie wstrętu oraz wyższy poziom radości (Rys. 4.21) [155]. Zaobserwowany profil emocjonalny był

zgodny z oceną specjalisty z zakresu psychoonkologii i sugerował, że natężenie poszczególnych emocji może różnić się w zależności od etapu choroby. Różnice te nie były jednak istotne statystycznie, dlatego należy traktować je jako tendencje, a nie jako potwierdzone różnice między grupami. Brak istotności mógł wynikać przede wszystkim z niewielkiej liczebności badanej grupy, szczególnie po podziale na poszczególne stadia choroby. Ograniczeniem był również brak obserwacji podłużnej, która pozwoliłaby śledzić zmiany emocjonalne u tych samych pacjentów na kolejnych etapach choroby [68, 155].



Rys. 4.21: Profile emocjonalne pacjentów w zależności od stadium choroby, w tym w momencie diagnozy (I stadium), stadium leczenia (II stadium) i opieki paliatywnej (paliatywnej) (a). Profile emocjonalne pacjentów z wyraźnymi zmianami w przebiegu choroby (b).

4.4.2 Zbiór notatek pacjentów z otyłością lub nadwagą

Marta Miklewska[a], Agnieszka Różańska[b], Klaudia Barańska[b], Stella Maćkowska[b], Ewa Lange[a], Dominik Spinczyk[b] *Beyond weight loss: Emotional changes during a dietary intervention revealed through participants' language*

[a] Katedra Dietetyki, Instytut Nauk o Żywieniu Człowieka, Szkoła Główna Gospodarstwa Wiejskiego w Warszawie

[b] Wydział Inżynierii Biomedycznej, Politechnika Śląska

Manuskrypt został przesłany do czasopisma i obecnie pozostaje na etapie oceny redakcyjnej.

Badanie objęło pacjentów z nadwagą lub otyłością, którzy uczestniczyli w trzymiesięcznym programie ukierunkowanym na redukcję masy ciała. Program obejmował wsparcie dietetyczne, psychologiczne i fizjoterapeutyczne. Nadwaga i otyłość są ważnym problemem zdrowia publicznego, a ich konsekwencje dotyczą nie tylko zdrowia fizycznego, ale również funkcjonowania psychicznego. Mogą

wiązać się m.in. z niezadowoleniem z własnego ciała, obniżonym dobrostanem oraz trudnościami w regulacji emocji. Dodatkowym czynnikiem obciążającym jest stygmatyzacja związana z nadmierną masą ciała, która może utrudniać wprowadzanie i utrzymywanie korzystnych zmian prozdrowotnych.

Programy redukcji masy ciała są zwykle ukierunkowane przede wszystkim na poprawę parametrów somatycznych, jednak ich efekty mogą obejmować również zmiany w funkcjonowaniu psychicznym uczestników. Szczególne znaczenie mogą mieć w tym przypadku zmiany dotyczące emocji oraz sposobów ich regulacji, które nie zawsze pozostają w bezpośrednim związku ze skalą redukcji masy ciała. Dlatego w badaniu oceniono również funkcjonowanie emocjonalne pacjentów przed rozpoczęciem programu oraz po jego zakończeniu.

Do badania włączono łącznie 92 kobiety z nadwagą lub otyłością (BMI $\geq$ 25,0 kg/m^2). Pełnych odpowiedzi tekstowych zarówno przed rozpoczęciem interwencji, jak i po jej zakończeniu udzieliło 45 uczestniczek, w tym 23 kobiety z nadwagą oraz 22 kobiety z otyłością. Protokół badania uzyskał zgodę Komisji Etycznej Instytutu Nauk o Żywieniu Człowieka Szkoły Głównej Gospodarstwa Wiejskiego w Warszawie (nr 09/2021). Przed przystąpieniem do badania wszystkie uczestniczki wyraziły pisemną świadomą zgodę. Udział miał charakter dobrowolny, a uczestniczki zostały poinformowane o celu i przebiegu badania oraz o możliwości rezygnacji na każdym jego etapie bez żadnych negatywnych konsekwencji. Dane zbierano w sposób anonimowy, a wszystkie procedury realizowano zgodnie z obowiązującymi zasadami etycznymi.

Analizę przeprowadzono zgodnie z wcześniej opisaną metodyką. Dla każdej wypowiedzi określano natężenie pięciu podstawowych emocji: radości, smutku, złości, strachu i wstrętu. Do analizy tekstu wykorzystano uśredniony model neuronowy typu Skip-gram z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem.

Analiza reszt nie wskazała na problemy z dopasowaniem modeli. Po zakończeniu programu zaobserwowano istotny wzrost poziomu radości (β = 0,070, SE = 0,025, p = 0,008), przy umiarkowanej wielkości efektu (Cohen's d = 0,52, 95% CI [0,19; 0,84]). Zmiana ta nie była związana z wielkością redukcji masy ciała (p = 0,893) ani z przynależnością do grupy BMI. Wskazuje to, że wzrost poziomu radości występował niezależnie od efektów programu dotyczących masy ciała. W przypadku smutku nie stwierdzono istotnych różnic między pomiarem przed i po zakończeniu programu (p = 0,187). Nie wykazano również związku między zmianą masy ciała a poziomem tej emocji (p = 0,764). Po zakończeniu programu odnotowano natomiast istotny spadek poziomu złości (β = -0,031, SE = 0,015, p = 0,043), przy umiarkowanej wielkości efektu (Cohen's d = 0,48). Podobny kierunek zmiany obserwowano dla wstrętu, którego poziom również istotnie się obniżył (β = -0,032, SE = 0,013, p = 0,016). W przypadku wstrętu wielkość tej zmiany nie zależała od redukcji masy ciała ani od grupy BMI. Obserwowany spadek występował więc niezależnie od zmian masy ciała uzyskanych podczas programu. W przypadku strachu nie stwierdzono istotnej zmiany po zakończeniu programu (p = 0,171). Zmiana masy ciała również nie była związana z poziomem

tej emocji (p = 0,901). Nie wykazano także różnic pomiędzy grupami BMI, co wskazuje, że poziom strachu pozostawał względnie stabilny niezależnie od przynależności do grupy oraz uzyskanej redukcji masy ciała.

Ze względu na przeprowadzenie wielu porównań wartości p skorygowano za pomocą procedury Benjamini–Hochberga. Po zastosowaniu korekty istotność statystyczna utrzymała się dla zmian w poziomie radości i wstrętu ($p_{adj} = 0{,}040$ dla obu emocji). W przypadku złości wynik po korekcie nie osiągnął już poziomu istotności statystycznej ($p_{adj} = 0{,}072$). Dla smutku i strachu również nie stwierdzono istotnych zmian (Tab. 4.5).

Zmiana masy ciała nie wykazywała istotnego związku z żadną z analizowanych emocji. Nie stwierdzono również istotnych interakcji między czasem a zmianą masy ciała ani między czasem a grupą BMI, co sugeruje, że przebieg zmian emocjonalnych był podobny we wszystkich analizowanych grupach. Dodatkowe analizy z uwzględnieniem wieku jako współzmiennej prowadziły do podobnych wniosków, co wskazuje, że wiek nie miał istotnego wpływu na obserwowane efekty.

Uzyskane wyniki wskazują, że udział w trzymiesięcznym programie redukcji masy ciała wiązał się ze zmianami w funkcjonowaniu emocjonalnym pacjentów, niezależnie od wielkości uzyskanej redukcji masy ciała. Po uwzględnieniu korekty na wielokrotne porównania istotny wzrost zaobserwowano dla radości, natomiast poziom wstrętu istotnie się obniżył. W przypadku smutku, strachu oraz złości nie stwierdzono istotnych zmian po korekcie. Efekty interwencji były podobne w poszczególnych grupach BMI i nie wynikały z różnic wieku. Wyniki wskazują więc, że udział w kompleksowym programie obejmującym wsparcie dietetyczne, psychologiczne i fizjoterapeutyczne może sprzyjać korzystnym zmianom w funkcjonowaniu emocjonalnym, niezależnie od stopnia redukcji masy ciała. Warto przy tym podkreślić, że otyłość nie jest zaburzeniem psychicznym i nie musi wiązać się z negatywnym obrazem własnego ciała. Brak związku między redukcją masy ciała a zmianami w profilu emocjonalnym może zatem sugerować, że obserwowane efekty były związane z szerszym oddziaływaniem programu, a nie wyłącznie z jego wpływem na masę ciała.

Tab. 4.5: Wpływ czasu na natężenie analizowanych emocji w modelach liniowych z efektami mieszanymi.

Emocja	β **(czas)**	**SE**	$t(df)$	p	p_{adj} **(FDR)**	**Cohen's** d **(95% CI)**
Radość	0.070	0.025	2.81 (39)	0.008	0.040*	0.52 (0.19–0.84)
Złość	-0.031	0.015	-2.09 (39)	0.043	0.072†	0.48 (0.10–0.74)
Wstręt	-0.032	0.013	-2.53 (39)	0.016	0.040*	0.37 (0.05–0.68)
Smutek	-0.021	0.016	-1.34 (39)	0.187	0.187	–
Strach	-0.016	0.011	-1.40 (38)	0.171	0.187	–

* $p_{\text{adj}} < 0.05$; † trend ($p_{\text{adj}} < 0.10$).

5. Dyskusja i Podsumowanie

Zastosowane metody NLP pozwoliły wykazać różnice w natężeniu analizowanych emocji między osobami z jadłowstrętem psychicznym a grupą kontrolną, a najbardziej spójny wzorzec obejmował wyższe natężenie radości w grupie kontrolnej oraz wyższe natężenie emocji negatywnych, takich jak smutek, strach, złość i wstręt, w grupie z AN. Pomimo różnic pomiędzy poszczególnymi metodami pod względem wielkości efektów oraz istotności statystycznej, ogólny kierunek obserwowanych zależności pozostawał względnie spójny. Sugeruje to, że różnice między grupami nie były charakterystyczne wyłącznie dla pojedynczego modelu lub konfiguracji parametrów, lecz odzwierciedlały bardziej ogólny wzorzec obecny w analizowanych wypowiedziach.

5.1 Interpretacja wyników

W przypadku modeli **Skip-gram z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem** parametry procesu uczenia były takie same dla wszystkich analizowanych konfiguracji. Pozwoliło to na bardziej bezpośrednie porównanie wpływu parametrów strukturalnych modelu, przede wszystkim szerokości okna kontekstowego oraz wymiaru osadzenia.

Niezależnie od zastosowania lematyzacji uzyskano podobny ogólny profil emocjonalny. W grupie kontrolnej wyższe było natężenie radości, natomiast w grupie osób z jadłowstrętem psychicznym wyższe wartości obserwowano dla smutku, złości, strachu i wstrętu. Najbardziej konsekwentnym sygnałem różnicującym grupy był smutek. Kierunek różnicy pozostawał niezmienny, a w niemal wszystkich konfiguracjach wynik był istotny również po zastosowaniu korekty Holma. Radość także zachowywała stały kierunek, jednak wielkość efektu i jego istotność w większym stopniu zależały od konfiguracji modelu. Podobnie było w przypadku złości. Dla strachu kierunek również pozostawał zgodny, przy czym szczególnie w wariancie bez lematyzacji pojawiały się konfiguracje, dla których uzyskiwano silniejsze efekty. Najmniej jednoznaczne wyniki dotyczyły wstrętu. W trzech konfiguracjach kierunek różnicy był przeciwny do dominującego wzorca, jednak w każdym z tych przypadków wielkość efektu była pomijalna. Nie należy więc traktować tych wyników jako wskazania rzeczywiście przeciwnej zależności, lecz raczej jako brak wyraźnego różnicowania grup przez daną konfigurację. Co ciekawe, wszystkie takie przypadki wystąpiły przy najniższym analizowanym wymiarze osadzenia, równym 3. Może to sugerować, że tak niska wymiarowość nie pozwala w pełni

zachować informacji istotnych dla reprezentacji wstrętu. Ze względu na niewielką siłę tych efektów obserwację tę należy jednak traktować ostrożnie. Zmiany szerokości okna i wymiaru osadzenia wpływały przede wszystkim na wielkość efektów oraz ich istotność statystyczną, a znacznie rzadziej na sam kierunek różnic. Profil emocjonalny okazał się więc bardziej odporny na zmianę parametrów modelu niż siła obserwowanych różnic między grupami. Nie stwierdzono przy tym prostej zależności pomiędzy zwiększaniem wymiaru osadzenia a wielkością efektów. Większy wymiar nie prowadził systematycznie do silniejszego różnicowania grup. Jednocześnie konfiguracje wykorzystujące wektory trójwymiarowe częściej dawały efekty małe lub pomijalne. Nie oznacza to jednak, że każdy model o tak niskim wymiarze działał słabo, ponieważ w pojedynczych konfiguracjach uzyskiwano również wyraźniejsze efekty. Wyniki sugerują więc raczej, że bardzo niski wymiar może być mniej korzystny do uchwycenia zależności semantycznych w badanym korpusie. Podobnego uporządkowania nie zaobserwowano dla szerokości okna kontekstowego. Ta sama szerokość okna mogła prowadzić do różnej siły efektów w zależności od wymiaru osadzenia oraz analizowanej emocji. Nie można zatem wskazać jednej wartości tego parametru, która konsekwentnie zapewniałaby najlepsze różnicowanie grup. Lematyzacja nie zmieniała zasadniczego kierunku profilu emocjonalnego, ale jej znaczenie było widoczne w przypadku niektórych konfiguracji. Dobrym przykładem jest model o szerokości okna 3 i wymiarze osadzenia 3. Bez lematyzacji wszystkie efekty były w nim małe lub pomijalne, żadna z emocji nie osiągnęła istotności po korekcie Holma, a dla wstrętu pojawił się przeciwny, lecz praktycznie zerowy kierunek różnicy. Po lematyzacji ta sama konfiguracja wykazała istotne różnice dla wszystkich pięciu emocji, a dla smutku, złości i strachu uzyskano efekty średnie lub duże. Pokazuje to, że znaczenie lematyzacji może zależeć od konkretnego zestawu parametrów modelu, mimo że w ujęciu ogólnym nie zmienia ona podstawowego profilu emocjonalnego. Różnice między wariantami z lematyzacją i bez niej były widoczne również w rozkładzie wielkości efektów. Bez lematyzacji częściej obserwowano efekty średnie lub duże, szczególnie dla smutku i strachu, a w części konfiguracji także dla złości i radości. Po lematyzacji silniejsze efekty pojawiały się rzadziej i dotyczyły przede wszystkim smutku oraz złości. Dla radości dominowały efekty małe, dla wstrętu małe lub pomijalne, natomiast dla strachu efekty średnie występowały jedynie w pojedynczych konfiguracjach. Wpływ lematyzacji nie był więc jednakowy dla wszystkich emocji.

Wyniki modelu uogólnionego dodatkowo wskazały, że zastosowanie lematyzacji nie zmieniło wniosków dotyczących istotności statystycznej różnic pomiędzy grupami. W połączeniu z zachowaniem podobnego kierunku profilu sugeruje to, że lematyzacja nie była czynnikiem decydującym o ogólnym obrazie różnic, choć mogła wpływać na ich siłę w poszczególnych konfiguracjach.

Dodatkowych informacji dostarczyło zestawienie wyników analizy grupowej z wcześniejszą walidacją na danych syntetycznych. Konfiguracje najlepiej ocenione na etapie walidacji nie były jednocześnie modelami generującymi najwięk-

sze różnice pomiędzy grupą z AN a grupą kontrolną. Oznacza to, że dokładność odwzorowania natężenia emocji oraz siła później obserwowanego efektu międzygrupowego nie są tym samym aspektem działania modelu. Jednocześnie modele wybrane na podstawie walidacji zachowywały ten sam ogólny kierunek różnic co pozostałe konfiguracje, zarówno po lematyzacji, jak i bez niej. Jest to istotne metodologicznie, ponieważ wybór modeli był oparty na jakości odwzorowania emocji, a nie na ich zdolności do maksymalizowania różnic pomiędzy grupami.

W przypadku modeli **Skip-gram z warstwą Embedding i pełnym softmaxem** interpretacja różnic pomiędzy poszczególnymi konfiguracjami wymaga uwzględnienia sposobu prowadzenia procesu uczenia. Wariant ten stanowił rozwinięcie wcześniejszego podejścia wykorzystującego kodowanie one-hot, przede wszystkim poprzez zastosowanie warstwy Embedding oraz dostrajanie parametrów procesu uczenia dla poszczególnych konfiguracji. W przeciwieństwie do wariantu wykorzystującego kodowanie one-hot, parametry trenowania nie były tutaj jednakowe dla wszystkich modeli. Oprócz szerokości okna i wymiaru osadzenia dobierano również rozmiar partii oraz początkowy współczynnik uczenia, natomiast długość treningu była regulowana przez mechanizm wczesnego zatrzymania. Takie podejście pozwalało lepiej dopasować przebieg uczenia do specyfiki danej konfiguracji modelu. W związku z tym obserwowanych różnic nie można jednoznacznie przypisać pojedynczym hiperparametrom. Z tego względu obserwowane różnice należy traktować jako wynik całej konfiguracji i przebiegu procesu optymalizacji, a nie jako niezależny efekt szerokości okna, wymiaru osadzenia czy zastosowania lematyzacji.

Pomimo zróżnicowanych warunków uczenia ogólny profil emocjonalny pozostawał bardzo spójny. Zarówno w wariancie z lematyzacją, jak i bez niej wyższe natężenie radości obserwowano w grupie kontrolnej, natomiast smutku, złości, strachu i wstrętu w grupie z AN. Dla radości, smutku, złości i strachu kierunek różnic był zgodny we wszystkich analizowanych konfiguracjach, natomiast zmieniały się przede wszystkim wielkości efektów i ich istotność statystyczna. Spośród analizowanych emocji największą spójność wyników obserwowano dla smutku, dla którego istotne różnice występowały w większości konfiguracji. Radość również zachowywała stały kierunek, choć jej efekty były zazwyczaj niewielkie. Większą zmienność siły efektu obserwowano dla złości i strachu, przy czym szczególnie bez lematyzacji pojawiały się dla nich konfiguracje o wyraźnie silniejszych efektach. Najmniej jednoznaczne wyniki dotyczyły wstrętu. Bez lematyzacji kierunek różnic był zgodny z dominującym wzorcem we wszystkich konfiguracjach, natomiast po lematyzacji w dwóch przypadkach, 2×3 i 3×3, uległ odwróceniu. Uzyskane efekty były jednak bliskie zeru, dlatego zmiany znaku należy traktować raczej jako brak wyraźnego różnicowania grup niż jako rzeczywistą zależność w przeciwnym kierunku. Oba przypadki dotyczyły osadzeń trójwymiarowych. Podobną obserwację odnotowano wcześniej w wariancie z kodowaniem one-hot, co może sugerować, że bardzo niska wymiarowość jest mniej korzystna dla reprezentacji informacji związanych z wstrętem. Wniosek ten należy jednak

traktować ostrożnie ze względu na pomijalną siłę tych efektów. Wstręt był zarazem najsłabszym sygnałem różnicującym grupy. Niezależnie od zastosowania lematyzacji efekty pozostawały małe lub pomijalne. Odmiennie zachowywały się smutek, złość i strach, dla których w części konfiguracji uzyskiwano efekty średnie lub duże. Szczególnie wyróżniała się konfiguracja o szerokości okna 3 i długości wektora 10 na zbiorze bez lematyzacji. Wszystkie pięć emocji różnicowało w niej grupy istotnie po korekcie Holma, a dla smutku, złości i strachu uzyskano duże efekty. Nie można jednak przypisać tego wyniku wyłącznie szerokości okna i wymiarowi osadzenia, ponieważ dla poszczególnych konfiguracji dobierano również parametry procesu uczenia. Duże efekty występowały wyłącznie w wariancie bez lematyzacji. Po lematyzacji obserwowano maksymalnie efekty średniej wielkości, głównie dla smutku, złości i strachu. Nie oznacza to jednak, że sama lematyzacja prowadziła do osłabienia różnic, ponieważ oba warianty były trenowane przy niezależnie dobranych parametrach optymalizacji. Co więcej, brak dużych efektów po lematyzacji nie przekładał się bezpośrednio na mniejszą liczbę wyników istotnych statystycznie. Pokazuje to, że wielkość efektu i jego istotność opisują różne aspekty wyników i nie powinny być traktowane jako równoważne kryteria oceny modelu. Nie zaobserwowano również prostej zależności pomiędzy wymiarem osadzenia lub szerokością okna a siłą różnic między grupami. Zwiększanie wymiaru do 50 lub 100 nie prowadziło systematycznie do uzyskiwania większych efektów, podobnie jak zwiększanie szerokości okna nie powodowało ich regularnego wzrostu ani spadku. Nie można więc wskazać jednej konfiguracji strukturalnej, która konsekwentnie dawałaby najlepsze wyniki dla wszystkich emocji. Wyniki należy w tym przypadku odnosić do całej konfiguracji modelu, obejmującej również dobrane parametry procesu uczenia.

Dodatkowe potwierdzenie dostarczyły modele wybrane wcześniej na podstawie walidacji na danych syntetycznych. Wszystkie zachowywały dominujący kierunek profilu emocjonalnego, tj. wyższą radość w grupie kontrolnej oraz wyższe wartości smutku, złości, strachu i wstrętu w grupie z AN. Jest to istotne, ponieważ modele te zostały wybrane niezależnie od wyników porównania grup, na podstawie jakości odwzorowania natężenia emocji w danych syntetycznych.

Zgodność kierunku uzyskanego następnie na danych rzeczywistych wspiera wniosek, że obserwowany profil nie wynika z selekcji modeli maksymalizujących różnice międzygrupowe. Jednocześnie konfiguracje wybrane podczas walidacji różniły się szerokością okna i wymiarem osadzenia. Nie wskazuje to więc na istnienie jednej uniwersalnej kombinacji parametrów zapewniającej najlepsze wyniki. Ze względu na jednoczesne dostrajanie parametrów procesu uczenia, różnic tych nie można jednak przypisywać wyłącznie szerokości okna lub wymiarowi osadzenia.

Wariant **Skip-gram z warstwą Embedding i Negative Sampling** stanowił rozwinięcie wcześniejszego modelu wykorzystującego pełny softmax, w którym zmieniono sposób uczenia warstwy wyjściowej poprzez zastosowanie Negative Sampling. Podobnie jak w poprzednim wariancie, parametry procesu ucze-

nia nie były jednakowe dla wszystkich konfiguracji. Dla poszczególnych modeli dobierano rozmiar partii oraz początkowy współczynnik uczenia, natomiast długość treningu była regulowana przez mechanizm wczesnego zatrzymania. Z tego względu obserwowane różnice należy traktować jako wynik całej konfiguracji modelu i przebiegu procesu optymalizacji, a nie jako niezależny efekt pojedynczych parametrów.

W większości analizowanych konfiguracji zachowany został ten sam ogólny profil emocjonalny: wyższe natężenie radości w grupie kontrolnej oraz wyższe natężenie smutku, złości, strachu i wstrętu w grupie z AN. Największą zgodność kierunku obserwowano dla radości i smutku, które we wszystkich konfiguracjach zachowywały ten sam kierunek różnic. Pojedyncze odstępstwa dotyczyły złości, strachu i wstrętu, jednak we wszystkich tych przypadkach wielkości efektów były pomijalne. Sugeruje to, że zmiana znaku wynikała raczej z bardzo słabego różnicowania grup niż z występowania rzeczywistej zależności w przeciwnym kierunku. Wielkości efektów były wyraźnie bardziej zmienne niż ich kierunek. W zależności od konfiguracji obserwowano efekty od pomijalnych do średnich, natomiast nie występowały efekty duże. Pod tym względem Negative Sampling różnił się od wariantu z pełnym softmaxem, w którym dla części konfiguracji uzyskiwano również duże efekty. Nie stwierdzono przy tym systematycznego wzrostu wielkości efektów wraz ze zwiększaniem wymiaru osadzenia ani szerokości okna. Ze względu na jednoczesne dostrajanie parametrów procesu uczenia wyników tych nie można jednak przypisywać pojedynczym hiperparametrom. Różnice między wariantami z lematyzacją i bez niej były bardziej widoczne w istotności statystycznej niż w samym kierunku profilu. Po lematyzacji większa liczba porównań pozostawała istotna po korekcie Holma, szczególnie dla złości i wstrętu. Jednocześnie nie można traktować tego jako bezpośredniego efektu lematyzacji, ponieważ poszczególne konfiguracje różniły się również parametrami uczenia. W wariancie z lematyzacją szczególnie wyróżniały się konfiguracje szerokość okna 3 i długość wektora osadzeń 100 oraz szerokość okna 5 i długość wektora osadzeń 20, dla których wszystkie pięć emocji różnicowało grupy istotnie, mimo że wielkości efektów pozostawały głównie małe lub średnie. Spośród analizowanych emocji najbardziej powtarzalne wyniki uzyskano dla smutku. Kierunek różnicy pozostawał niezmienny, a w obu wariantach preprocessingu pojawiały się również efekty średniej wielkości. Radość także była całkowicie spójna kierunkowo, jednak jej efekty były zwykle małe lub pomijalne. Większą zmienność obserwowano dla złości i strachu. Wstręt zachowywał się mniej jednoznacznie niż w wariancie z pełnym softmaxem i w niektórych konfiguracjach osiągał efekt średniej wielkości. Dobrym przykładem jest konfiguracja o szerokości okna 5 i długości wektora 20, która po lematyzacji wyraźnie różnicowała grupy, natomiast bez lematyzacji dawała efekt praktycznie zerowy o przeciwnym kierunku. Pokazuje to, że wynik należy odnosić do całej konfiguracji modelu, a nie wyłącznie do zastosowania lematyzacji.

Podobny ogólny wzorzec uzyskano dla modeli medianowych. Zarówno z lematyzacją, jak i bez niej, radość była wyższa w grupie kontrolnej, natomiast smu-

tek, złość, strach i wstręt w grupie z AN. Różnice dotyczyły jednak ich istotności statystycznej. Po lematyzacji istotne były różnice dla radości, smutku i złości, natomiast bez lematyzacji jedynie dla smutku. Zachowanie tego samego kierunku w modelu medianowym wskazuje, że obserwowany profil nie był wynikiem pojedynczych konfiguracji generujących skrajne wartości.

Dodatkowych informacji dostarczyło porównanie z walidacją na danych syntetycznych. Dwie konfiguracje o szerokości okna 3 i długości wektora 50 oraz o szerokości okna 3 i długości wektora 100 znalazły się wśród najlepiej ocenionych w obu wariantach. Większość wybranych modeli zachowała również dominujący kierunek profilu na danych rzeczywistych. Wyjątek stanowił strach w konfiguracji o szerokości okna 3 i długości wektora 50 po lematyzacji, jednak uzyskany efekt był pomijalny. Wynik ten ponownie pokazuje, że dobra jakość walidacyjna nie musi oznaczać największej zdolności do różnicowania grup, a jednocześnie potwierdza, że modele wybrane niezależnie na podstawie danych syntetycznych w większości odtwarzały ten sam profil emocjonalny.

W przypadku modeli **transformerowych Polbert** analizowano dwa warianty: cased i uncased. Oba osiągnęły bardzo dobre wyniki walidacji na danych syntetycznych. Dla wszystkich emocji współczynniki korelacji Pearsona przekraczały 0,98, a wartości MAE i RMSE pozostawały niskie. Nie można jednak wskazać jednoznacznie lepszego wariantu, ponieważ przewaga zależała zarówno od analizowanej emocji, jak i przyjętej miary oceny.

Model cased uzyskiwał nieco wyższe wartości współczynnika korelacji Pearsona dla radości, smutku, złości i strachu, natomiast wariant uncased dla wstrętu. Różnice te były jednak niewielkie. Podobnie wyglądały wyniki dotyczące odsetka predykcji z błędem nieprzekraczającym 0,05. Dla strachu oba modele osiągnęły 100%, a dla pozostałych emocji wartości były nieznacznie wyższe w wariancie cased. Najtrudniejszą do dokładnego odwzorowania emocją była radość. W obu wariantach uzyskano dla niej najwyższe wartości MAE i RMSE, a odsetek wyników z błędem nie większym niż 0,05 wynosił około 78%, podczas gdy dla pozostałych emocji przekraczał 97%. Jednocześnie korelacja z wartościami referencyjnymi pozostawała bardzo wysoka. Oznacza to, że modele dobrze odwzorowywały względne zmiany natężenia radości, lecz z nieco większym błędem wartości bezwzględnych. Najlepsze wyniki uzyskano natomiast dla strachu, dla którego w obu wariantach wszystkie predykcje mieściły się w przyjętej granicy błędu.

Na danych rzeczywistych oba modele odtworzyły ten sam profil emocjonalny. W grupie kontrolnej wyższe było natężenie radości, natomiast w grupie z AN wyższe wartości obserwowano dla smutku, złości, strachu i wstrętu. Różnice pomiędzy wariantami dotyczyły zatem nie kierunku profilu, lecz przede wszystkim siły i statystycznej wykrywalności poszczególnych efektów. Wariant uncased wykazał większe różnice średnich dla wszystkich pięciu emocji. Po zastosowaniu korekty Holma wszystkie porównania pozostały w nim istotne statystycznie, natomiast w modelu cased istotność zachowały radość, smutek, strach i wstręt. Złość była jedyną emocją, dla której w wariancie cased różnica nie była istotna po korekcie. To

właśnie złość najlepiej pokazuje różnicę pomiędzy wynikami walidacji a późniejszym różnicowaniem grup. Na etapie walidacji model cased osiągał dla tej emocji korzystniejsze wartości części miar jakości, natomiast na danych rzeczywistych to wariant uncased wyraźniej różnicował grupę z AN i grupę kontrolną. Podobny, choć mniej wyraźny wzorzec obserwowano dla radości i strachu, dla których kierunek różnicy był taki sam w obu modelach, ale efekty były większe w wariancie uncased. W przypadku wstrętu wyniki obu modeli były natomiast bardzo zbliżone. Smutek również wyraźnie różnicował badane grupy. W obu wariantach jego natężenie było wyższe w grupie z AN, a różnice były istotne statystycznie. W modelu uncased uzyskano dodatkowo efekt średniej wielkości, co wskazuje, że smutek należał do emocji najsilniej różnicujących grupy w tym wariancie. Bezpośrednie porównanie wartości efektów pomiędzy modelami nie jest jednak zasadne, ponieważ zastosowano dla nich różne miary wielkości efektu. Można natomiast porównywać kierunek różnic, ich istotność oraz wartości średnie.

Wyniki walidacji nie wskazywały na jednoznaczną przewagę modelu uncased, mimo że to właśnie ten wariant silniej różnicował grupy na danych rzeczywistych. Pokazuje to, że dokładność odwzorowania natężenia emocji i zdolność do ujawniania różnic pomiędzy konkretnymi grupami nie są tym samym aspektem działania modelu. Dobra jakość walidacyjna nie musi więc prowadzić do największych efektów międzygrupowych. Z metodologicznego punktu widzenia istotne jest również to, że oba warianty oceniano niezależnie na danych syntetycznych, a nie na podstawie ich zdolności do maksymalizowania różnic pomiędzy grupą z AN a grupą kontrolną. Silniejsze różnicowanie obserwowane dla modelu uncased było więc wynikiem późniejszej analizy danych rzeczywistych, a nie kryterium wyboru modelu.

Najważniejszym wspólnym wynikiem obu wariantów Polbert pozostaje pełna zgodność kierunku profilu emocjonalnego. Pomimo różnic w wielkości efektów i ich istotności statystycznej oba modele wskazywały na wyższą radość w grupie kontrolnej oraz wyższe natężenie smutku, złości, strachu i wstrętu w grupie z AN. Wariant uncased silniej uwidaczniał część tych różnic, jednak nie zmieniał samego charakteru obserwowanego profilu. Warto również zauważyć, że w przypadku obu wariantów Polbert najwyższe wartości spośród analizowanych emocji osiągał wstręt. Stanowi to różnicę względem modeli opartych na Skip-gram, w których najwyższe wartości uzyskiwano dla radości.

Całościowe porównanie czterech podejść wskazuje na dużą zgodność kierunku uzyskanego profilu emocjonalnego. Niezależnie od sposobu reprezentacji tekstu dominował wzorzec wyższej radości w grupie kontrolnej oraz wyższych wartości smutku, złości, strachu i wstrętu w grupie z AN. Różnice pomiędzy modelami dotyczyły przede wszystkim wielkości efektów oraz ich istotności statystycznej. Warianty Skip-gram z pełnym softmaxem pozwalały w części konfiguracji uzyskać również duże efekty, natomiast w modelu z Negative Sampling efekty nie przekraczały kategorii średniej. Modele Polbert odtworzyły ten sam kierunek dla wszystkich pięciu emocji, przy czym wariant uncased silniej różnicował badane

grupy. Wpływ lematyzacji zależał od zastosowanego wariantu Skip-gram i nie prowadził do zmiany ogólnego profilu emocjonalnego. W modelu z kodowaniem one-hot brak lematyzacji częściej wiązał się z większymi efektami. Podobną tendencję obserwowano dla modelu z warstwą Embedding i pełnym softmaxem, gdzie duże efekty występowały wyłącznie bez lematyzacji, choć po jej zastosowaniu nadal często uzyskiwano istotne różnice. W przypadku Negative Sampling lematyzacja częściej współwystępowała natomiast z istotnymi statystycznie różnicami, mimo że efekty pozostawały głównie małe lub średnie. Wyniki wskazują więc, że lematyzacja wpływała przede wszystkim na siłę i statystyczną wykrywalność różnic, a nie na ich kierunek. Najbardziej powtarzalnym wynikiem wszystkich analiz pozostawał zatem sam profil emocjonalny, a nie rezultat pojedynczej konfiguracji modelu. Spośród analizowanych emocji najbardziej powtarzalne wyniki uzyskiwano dla smutku i radości. Smutek konsekwentnie osiągał wyższe wartości w grupie z AN i w wielu konfiguracjach należał do emocji najsilniej różnicujących grupy. Radość również zachowywała bardzo stabilny kierunek, przyjmując wyższe wartości w grupie kontrolnej, choć wielkości efektów były częściej małe. Złość i strach wykazywały większą zmienność siły efektów, jednak ich dominujący kierunek pozostawał zgodny z ogólnym profilem. Najmniej stabilne wyniki dotyczyły wstrętu, szczególnie w modelach Skip-gram, gdzie efekty były zwykle małe lub pomijalne. W modelach Polbert kierunek dla wstrętu był natomiast zgodny w obu wariantach. Całościowo najbardziej utrwalonym elementem wyników był więc kontrast pomiędzy wyższą radością w grupie kontrolnej a wyższym natężeniem emocji negatywnych w grupie z AN. Różnice pomiędzy modelami można rozpatrywać również w kontekście sposobu reprezentacji słów. Modele Skip-gram wykorzystywały osadzenia statyczne, w których dane słowo otrzymuje jedną reprezentację niezależnie od kontekstu, natomiast Polbert generował reprezentacje kontekstowe, zależne od otoczenia językowego. Pomimo tej różnicy oba podejścia prowadziły do bardzo podobnego ogólnego profilu emocjonalnego. Modele Polbert wykazywały jednak większą spójność dla wszystkich pięciu emocji, szczególnie dla wstrętu, który w modelach Skip-gram był bardziej zmienny. Może to sugerować, że uwzględnianie kontekstu ułatwia bardziej konsekwentne odwzorowanie niektórych informacji emocjonalnych, jednak na podstawie przeprowadzonych analiz nie można jednoznacznie przypisać obserwowanych różnic wyłącznie rodzajowi zastosowanych osadzeń. Dodatkowo przeprowadzono niezależny eksperyment walidacyjny z wykorzystaniem danych syntetycznych. Konfiguracje osiągające najlepsze wyniki w tym eksperymencie nie pokrywały się z tymi, które w analizie danych rzeczywistych generowały największe efekty międzygrupowe. Pokazuje to, że jakość odwzorowania natężenia emocji nie była bezpośrednio związana z wielkością różnic pomiędzy grupą z AN i grupą kontrolną.

Ze względu na autorski charakter opracowanej metody oraz odmienny sposób wyznaczania natężenia emocji, uzyskanych wartości liczbowych nie można bezpośrednio porównywać z wynikami innych badań. Możliwe jest jednak odniesienie obserwowanego kierunku różnic między grupami do rezultatów opisywanych w li-

teraturze.

W przeprowadzonym badaniu większe natężenie radości obserwowano w grupie osób zdrowych niż w grupie osób z jadłowstrętem psychicznym, co pozostaje zgodne z dotychczasowymi opracowaniami na temat zaburzeń odżywiania. Zbliżone wyniki przedstawiono w [124]. Osoby z aktualnie występującym jadłowstrętem psychicznym uzyskały najniższy średni wynik w podskali szczęścia AQoL-8D, natomiast osoby zdrowe — najwyższy. Grupa z aktywną AN charakteryzowała się istotnie niższym poziomem szczęścia zarówno w porównaniu z osobami po przywróceniu prawidłowej masy ciała, jak i z grupą kontrolną. Jednocześnie osoby z AN po przywróceniu masy ciała nie różniły się istotnie od osób zdrowych pod względem poziomu szczęścia [124]. Wynik może sugerować, że niższy poziom pozytywnych emocji może być charakterystyczny przede wszystkim dla okresu aktywnego przebiegu choroby. Podobne wyniki uzyskano w [192]. Na początku badania osoby zdrowe deklarowały wyższy poziom szczęścia niż osoby z jadłowstrętem psychicznym, bulimią psychiczną oraz zaburzeniem z napadami objadania się. Różnice te nie utrzymały jednak istotności w analizie obejmującej wszystkie momenty pomiaru [192]. Zbliżony kierunek wyników osiągnięto w [63], gdzie wykazano, że przed rozpoczęciem ekspozycji eksperymentalnej osoby zdrowe deklarowały istotnie wyższy poziom szczęścia niż osoby z zaburzeniami odżywiania [63]. Zbliżone wnioski można wyciągnąć również z badań dotyczących ekspresji emocjonalnej. W artykule [156] autorzy wykazali, że kobiety z jadłowstrętem psychicznym i bulimią psychiczną podczas ekspozycji na własny obraz w lustrze wyrażały radość istotnie rzadziej niż kobiety zdrowe. Rzadziej obserwowano u nich także inne emocje pozytywne, takie jak miłość, optymizm, duma czy aprobata [156]. W artykule [46] autorzy stwierdzili natomiast, że osoby z jadłowstrętem psychicznym krócej i mniej intensywnie wykonywały spontaniczny uśmiech Duchenne'a podczas oglądania humorystycznego filmu w porównaniu z osobami z bulimią psychiczną i zdrowymi kontrolami [46]. W badaniu [103] osoby zdrowe oraz osoby po przebytej AN wykazywały ponadto więcej pozytywnej ekspresji mimicznej podczas prezentacji pozytywnego materiału filmowego niż osoby z aktywną AN [103]. Objawy depresyjne często współwystępują z zaburzeniami odżywiania i mogą wpływać zarówno na poziom emocji pozytywnych, jak i negatywnych. W artykule [84] wykazano, że niższe oceny szczęścia u osób z zaburzeniami odżywiania były związane z większym nasileniem objawów depresyjnych.

Uzyskany w niniejszym badaniu kierunek różnic jest więc zgodny z wynikami przedstawianymi w literaturze — w grupie osób zdrowych radość była wyraźniej zaznaczona niż w grupie osób z zaburzeniami odżywiania.

W przypadku smutku liczba badań odnoszących się bezpośrednio do jego roli w zaburzeniach odżywiania jest ograniczona. W artykule [64] autorzy odnieśli się, że w przeprowadzonym przez nich przeglądzie literatury nie zidentyfikowano badań poświęconych bezpośrednio znaczeniu smutku w zaburzeniach odżywiania [64]. Pewnych informacji dostarczają jednak badania jakościowe. Espeset i wsp.

wykazali, że osoby z jadłowstrętem psychicznym wiązały smutek przede wszystkim z niezadowoleniem z własnego ciała, a ograniczanie przyjmowania pokarmu lub zachowania przeczyszczające opisywały jako sposoby radzenia sobie z tą emocją [58]. Ze względu na brak grupy kontrolnej wyniki te nie pozwalają jednak określić, czy osoby z AN doświadczają smutku w większym nasileniu niż osoby zdrowe. Badania wykorzystujące bodźce wywołujące smutek nie przynoszą natomiast jednoznacznych wyników. W artykule [31] nie stwierdzono ogólnych różnic między osobami z zaburzeniami odżywiania a osobami zdrowymi w subiektywnie odczuwanym smutku wywołanym eksperymentalnie [31]. Podobnie w [103], autorzy nie wykazali różnic w ekspresji emocjonalnej między grupami podczas oglądania smutnego filmu [103]. Wyniki te wskazują, że obecność zaburzeń odżywiania nie musi wiązać się z silniejszą reakcją na każdy bodziec wywołujący smutek. Davies i wsp. zwrócili z kolei uwagę na możliwe osłabienie zewnętrznej ekspresji emocji u osób z AN. Kobiety z jadłowstrętem psychicznym były mniej ekspresyjne mimicznie niż osoby zdrowe zarówno podczas filmu pozytywnego, jak i negatywnego, mimo że nie deklarowały mniejszego nasilenia emocji negatywnych [47]. Bardziej wyraźne różnice obserwowano natomiast w sytuacjach bezpośrednio związanych z obrazem własnego ciała. W artykule [156] zaobserwowano, że podczas ekspozycji lustrzanej wypowiedzi klasyfikowane jako smutek występowały częściej u kobiet z zaburzeniami odżywiania niż u kobiet zdrowych. Różnice te były duże zarówno dla AN w porównaniu z grupą kontrolną, jak i dla BN w porównaniu z grupą kontrolną [156]. Należy jednak podkreślić, że badanie dotyczyło wypowiedzi pojawiających się w specyficznej sytuacji - ekspozycji na własne ciało. Wyniki te nie muszą pozostawać w sprzeczności z obserwacjami w artykułach [31, 47, 103]. Różnice mogą wynikać z rodzaju zastosowanego bodźca — ogólny materiał filmowy wywołujący smutek może prowadzić do innych reakcji niż sytuacja patrzenia na własne ciało w bieliźnie, a więc bodźca szczególnie istotnego z punktu widzenia psychopatologii zaburzeń odżywiania.

Uzyskany w niniejszym badaniu wyższy poziom smutku w grupie osób z zaburzeniami odżywiania pozostaje więc zgodny przede wszystkim z wynikami badań, w których smutek pojawiał się w kontekście obrazu własnego ciała. Jest to szczególnie istotne, ponieważ analizowane w niniejszej pracy wypowiedzi również dotyczyły postrzegania własnego ciała i były udzielane w odpowiedzi na pytanie „Jak postrzegasz swoje ciało?".

W przypadku strachu najbardziej bezpośrednich wyników dostarcza badanie [156], w którym emocja ta była częściej obecna w spontanicznych wypowiedziach kobiet z jadłowstrętem psychicznym i bulimią psychiczną podczas patrzenia na własne ciało niż u kobiet zdrowych [156]. Podobny kontekst pojawia się w jakościowym badaniu [58]. Pacjentki z AN opisywały strach przede wszystkim jako lęk przed przytyciem, natomiast restrykcje żywieniowe, zachowania przeczyszczające oraz sprawdzanie ciała przedstawiały jako sposoby radzenia sobie z tą emocją [58]. Wyniki badań dotyczących rozpoznawania strachu są mniej jednoznaczne. W artykule autorzy wykazali różnice w odniesieniu do tej emocji pomiędzy pod-

typem restrykcyjnym i bulimicznym jadłowstrętu psychicznego, nie stwierdzając jednak jednoznacznej różnicy pomiędzy całą grupą AN a osobami zdrowymi [53]. Może to wskazywać, że sposób przetwarzania strachu różni się w zależności od obrazu klinicznego zaburzenia. W niniejszym badaniu nie zastosowano jednak podziału osób z jadłowstrętem psychicznym na poszczególne podtypy, dlatego nie było możliwe zweryfikowanie, czy podobne różnice występowały również w analizowanej grupie. W artykule [63] przeanalizowano natomiast reakcje emocjonalne na obrazy przedstawiające jedzenie. Osoby z zaburzeniami odżywiania wykazywały silniejsze reakcje negatywne niż zdrowe kobiety, które już przed prezentacją bodźców deklarowały niższy poziom strachu i lęku. Wyniki sugerowały ponadto, że negatywne reakcje na bodźce związane z jedzeniem mogą zmniejszać się wraz z przywracaniem masy ciała [63].

Badania [84] wykazały, że kobiety z restrykcyjną postacią AN odczuwały większy strach w odpowiedzi na bodźce związane ze złością, podczas gdy w grupie z bulimią obserwowano tendencję przeciwną [84].

Uzyskany w niniejszym badaniu wyższy poziom strachu w grupie osób z zaburzeniami odżywiania pozostaje więc zgodny przede wszystkim z wynikami badań, w których emocja ta była analizowana w kontekście własnego ciała, lęku przed przytyciem lub bodźców związanych z jedzeniem. Jest to szczególnie istotne w odniesieniu do niniejszej pracy, ponieważ analizowane wypowiedzi również dotyczyły postrzegania własnego ciała. Jednocześnie powyższe wyniki wskazują, że nasilenie strachu może zależeć zarówno od rodzaju bodźca, jak i od konkretnej postaci zaburzenia odżywiania.

W przypadku złości wyniki badań wskazują na jej istotne znaczenie w zaburzeniach odżywiania, choć obserwowany kierunek różnic zależy od sposobu pomiaru emocji. W artykule [156] przedstawiono, że podczas ekspozycji na własne ciało kobiety z jadłowstrętem psychicznym i bulimią psychiczną częściej wyrażały złość niż osoby zdrowe. W szczegółowych porównaniach różnica była szczególnie wyraźna pomiędzy grupą AN a grupą kontrolną [156]. Podobny obraz przedstawiają wyniki [98], którzy oceniali złość za pomocą kwestionariusza STAXI-2 [19]. Kobiety z zaburzeniami odżywiania uzyskały wyższe wyniki niż osoby zdrowe na większości analizowanych skal złości, a niektóre sposoby jej wyrażania i tłumienia były również związane z zachowaniami charakterystycznymi dla zaburzeń odżywiania [98]. Badanie jakościowe [58] wskazuje natomiast, że u osób z AN złość może być hamowana w relacjach z innymi, a jednocześnie kierowana przeciwko sobie. Pacjentki opisywały również zachowania związane z zaburzeniem odżywiania jako sposób unikania, tłumienia lub regulowania tej emocji [58]. Nie wszystkie badania wskazują jednak na większe nasilenie złości u osób z zaburzeniami odżywiania. W badaniu [84] stwierdzono, że osoby z ED deklarowały mniej złości w odpowiedzi na bodźce emocjonalne niż osoby zdrowe, przy czym wynik ten nie był zależny od nasilenia objawów depresyjnych [84]. Z kolei w artykule [36] autorzy zaobserwowali rozbieżność pomiędzy subiektywnym odczuwaniem a ekspresją złości — osoby z zaburzeniami odżywiania deklarowały jej większe nasilenie na

początku badania, ale podczas zadania wykazywały słabszą mimiczną ekspresję tej emocji [36]. Fox i wsp. zwrócili ponadto uwagę na możliwy związek złości z wstrętem. Po eksperymentalnym wywołaniu złości u osób z AN obserwowano wzrost wstrętu oraz zmianę w ocenie wielkości własnego ciała w porównaniu z grupą kontrolną [65]. Może to wskazywać, że złość jest powiązana z innymi negatywnymi emocjami istotnymi dla obrazu własnego ciała. Uzyskany w niniejszym badaniu wyższy poziom złości w grupie osób z zaburzeniami odżywiania jest więc zgodny przede wszystkim z badaniami analizującymi złość w odniesieniu do własnego ciała. Jednocześnie rozbieżności pomiędzy pozostałymi badaniami wskazują, że wynik może zależeć od tego, czy analizowane jest subiektywne przeżywanie złości, jej ekspresja, sposób regulacji czy reakcja na określony bodziec.

W przypadku wstrętu wyniki badań dość konsekwentnie wskazują na jego większe nasilenie u osób z zaburzeniami odżywiania. W artykule [95] zauważono, że osoby z jadłowstrętem psychicznym charakteryzowały się wyższym poziomem samowstrętu oraz większą wrażliwością na wstręt niż osoby zdrowe. Co więcej, samowstręt był związany z nasileniem objawów zaburzeń odżywiania oraz pośredniczył w zależnościach pomiędzy objawami depresyjnymi i lękiem jako cechą a cechami zaburzeń odżywiania [95]. Podobne wyniki uzyskano w [21], wskazując na wyższy poziom samowstrętu u osób z zaburzeniami odżywiania w porównaniu z osobami bez historii takich zaburzeń [21]. Znaczenie wstrętu potwierdza również badanie [20]. Kobiety z zaburzeniami odżywiania wykazywały większy chwilowy wstręt w odpowiedzi na obrazy jedzenia, większą ogólną wrażliwość na wstręt oraz wyraźnie wyższy poziom samowstrętu niż zdrowe osoby kontrolne [20]. Także nowsze badania wskazują na większą wrażliwość na wstręt w grupach klinicznych, przy czym jej nasilenie może różnić się w zależności od rodzaju zaburzenia oraz obszaru, którego dotyczy [148]. Podczas ekspozycji na własne ciało kobiety z AN i BN częściej wyrażały wstręt niż kobiety zdrowe. Spośród analizowanych negatywnych emocji wstręt był ponadto jedyną emocją, która nadal dostarczała istotnej informacji o nasileniu objawów zaburzeń odżywiania po uwzględnieniu diagnozy [156]. Wstręt może być również powiązany z innymi emocjami. W artykule [65] dowiedziono, że eksperymentalne wywołanie złości u osób z AN wiązało się ze wzrostem wstrętu oraz zmianą oceny wielkości własnego ciała [65]. Z kolei w badaniu jakościowym Espeset i wsp. pacjentki z AN opisywały unikanie jedzenia oraz sytuacji związanych z własnym ciałem jako sposoby unikania odczuwania wstrętu [58]. Zbliżony obraz obserwowano również w badaniach wykorzystujących bodźce związane z jedzeniem. Autorzy [63] zaobserwowali silniejsze negatywne reakcje, obejmujące między innymi wstręt, u osób z zaburzeniami odżywiania niż u osób zdrowych [63]. Uzyskany w niniejszym badaniu wyższy poziom wstrętu w grupie osób z zaburzeniami odżywiania jest zatem zgodny z kierunkiem wyników przedstawianych w literaturze. Szczególnie zbliżone są wyniki Sadowski i wsp., ponieważ w obu badaniach analizowana emocja pojawiała się w kontekście postrzegania własnego ciała. Ponadto wstręt może być szczególnie nasilony w odpowiedzi na bodźce bezpośrednio związane z kluczowymi obszarami

psychopatologii zaburzeń odżywiania, takimi jak jedzenie i obraz własnego ciała.

5.2 Podsumowanie

Przeprowadzone badanie pozwoliło na realizację założonych celów pracy. **Cel naukowy** osiągnięto poprzez opracowanie i ocenę narzędzia umożliwiającego identyfikację oraz określanie natężenia pięciu podstawowych emocji: radości, smutku, strachu, złości i wstrętu, w notatkach tekstowych osób chorujących na jadłowstręt psychiczny z wykorzystaniem metod przetwarzania języka naturalnego. Realizacja **celu utylitarnego** obejmowała rozwój narzędzia we współpracy z ekspertami z dziedziny psychologii, co pozwoliło ocenić jego przydatność z perspektywy praktyki klinicznej. W ramach tej współpracy opracowano również publikacje naukowe, w których eksperci pozytywnie ocenili możliwość wykorzystania zaproponowanego rozwiązania jako wsparcia psychologów i psychiatrów w badaniach przesiewowych, diagnostyce oraz monitorowaniu pacjentów z zaburzeniami odżywiania. **Cel dydaktyczny** zrealizowano poprzez zebranie i uporządkowanie wiedzy dotyczącej zaburzeń odżywiania, ze szczególnym uwzględnieniem emocji, metod ich analizy oraz różnic obserwowanych pomiędzy osobami z jadłowstrętem psychicznym a osobami zdrowymi. Pozwoliło to na właściwe przygotowanie założeń badania, dobór odpowiednich metod oraz opracowanie publikacji naukowych zawierających istotne informacje dotyczące emocji i ich znaczenia w zaburzeniach odżywiania.

Podsumowując całość pracy, sformułowano następującą tezę:

Teza pracy

Metody przetwarzania języka naturalnego, łączące osadzanie słów z ekstrapolacją nośników wydźwięku standaryzowanych dla populacji polskiej, umożliwiają estymację profili emocjonalnych na podstawie wypowiedzi tekstowych oraz wykrywanie różnic istotnych statystycznie między profilami osób chorujących na jadłowstręt psychiczny i osób zdrowych.

Teza została uznana za potwierdzoną, ponieważ oba jej zasadnicze założenia znalazły odzwierciedlenie w wynikach badań. Po pierwsze, opracowane modele umożliwiały estymację natężenia pięciu podstawowych emocji na podstawie notatek tekstowych, co potwierdzono w niezależnym eksperymencie walidacyjnym na danych syntetycznych. Po drugie, zastosowane metody pozwoliły na identyfikację różnic istotnych statystycznie w profilach emocjonalnych pomiędzy grupą osób z jadłowstrętem psychicznym a grupą kontrolną. Niezależnie od zastosowanej architektury dominował ten sam kierunek różnic: wyższe natężenie radości w grupie kontrolnej oraz wyższe natężenie smutku, złości, strachu i wstrętu w grupie z AN. Powtarzalność tego wzorca zarówno dla statycznych osadzeń Skip-gram,

jak i kontekstowych reprezentacji Polbert wskazuje, że uzyskany wynik nie był charakterystyczny wyłącznie dla pojedynczego modelu lub sposobu reprezentacji tekstu. Dodatkowym argumentem przemawiającym za potwierdzeniem tezy jest zgodność kierunku uzyskanych różnic z doniesieniami literaturowymi. Wyższa radość w grupie kontrolnej oraz wyższe natężenie emocji negatywnych w grupie z AN odpowiadają wzorcom opisywanym w badaniach dotyczących funkcjonowania emocjonalnego osób z zaburzeniami odżywiania. Nie oznacza to zgodności wartości liczbowych, lecz zgodność jakościowego kierunku obserwowanych zależności. Tym samym wykazano zarówno możliwość określania natężenia analizowanych emocji na podstawie tekstu, jak i wykorzystania uzyskanych reprezentacji do różnicowania profili emocjonalnych osób chorych i zdrowych, co stanowi bezpośrednie potwierdzenie postawionej tezy.

Za autorskie elementy pracy uważa się:

1) **Adaptacje i zastosowanie różnych metod reprezentacji języka do problemu analizy emocji w tekstach pacjentów.** W ramach pracy dostosowano do postawionego problemu szeroki zestaw metod zgodnych z aktualnym stanem wiedzy, obejmujący zarówno statyczne osadzenia słów (modele Skip-gram), jak i kontekstowe reprezentacje języka (modele transformerowe). Pozwoliło to na ocenę, w jakim stopniu różne sposoby reprezentowania informacji językowej umożliwiają identyfikację i określanie natężenia emocji oraz różnicowanie badanych grup.

2) **Dostosowanie metod generowania osadzeń słów do specyfiki notatek tekstowych pochodzących od pacjentów z zaburzeniami odżywiania.** Obejmowało ono przygotowanie sposobu przetwarzania wypowiedzi pacjentów oraz dobór parametrów i wariantów modeli umożliwiających uzyskanie reprezentacji słów w postaci osadzeń. Uwzględniono przy tym specyfikę krótkich i swobodnych wypowiedzi oraz słownictwa występującego w analizowanym korpusie, między innymi poprzez rozszerzoną analizę szerokości okna kontekstowego oraz wymiaru wektorów osadzeń.

3) **Opracowanie autorskiej metody wyznaczania natężeń emocji w przestrzeni osadzeń z wykorzystaniem standaryzowanego na populację polską słownika nośników emocji.** Zaproponowano rozszerzenie słownika NAWL-BE o słownictwo występujące w wypowiedziach osób z zaburzeniami odżywiania. Opracowano procedurę pozwalającą na przypisanie słowom spoza słownika wartości natężenia pięciu analizowanych emocji: radości, smutku, strachu, złości i wstrętu, a w dalszym etapie na określenie ich natężenia w całych wypowiedziach.

4) **Zastosowanie opracowanej metodyki do wyznaczania profili emocjonalnych na podstawie wypowiedzi tekstowych na danych rzeczywistych.** Opracowana procedura umożliwia przejście od surowego tekstu, poprzez jego reprezentację językową, do określenia natężenia poszcze-

gólnych emocji i utworzenia profilu emocjonalnego analizowanej osoby lub grupy. Działanie metody zweryfikowano w różnych obszarach klinicznych, obejmujących: osoby z jadłowstrętem psychicznym, osoby z nadwagą i otyłością oraz pacjentów z nowotworami głowy i szyi z utrudnionym przyjmowaniem pokarmów. Pozwoliło to ocenić możliwość zastosowania opracowanej metodyki nie tylko w jednym, ściśle określonym zaburzeniu odżywiania, lecz również w odmiennych kontekstach klinicznych.

5.3 Ograniczenia metody

Pomimo uzyskania satysfakcjonujących wyników, opracowana metoda posiada kilka ograniczeń, które należy uwzględnić przy ich interpretacji. Przede wszystkim określane natężenia poszczególnych emocji wynikają z analizy języka użytego w tekstach pisanych i mogą odzwierciedlać stan emocjonalny osoby w momencie przygotowywania notatki. Na stan ten mogły jednak wpływać różne czynniki sytuacyjne i indywidualne, niezwiązane bezpośrednio z samym zaburzeniem odżywiania, takie jak bieżące wydarzenia, samopoczucie danego dnia, relacje interpersonalne czy okoliczności, w których powstawała wypowiedź. Z tego względu obserwowanych różnic w natężeniu emocji nie należy interpretować wyłącznie jako bezpośredniego skutku choroby. Jednym z ograniczeń związanych z charakterem analizowanego zbioru danych jest niepełne uwzględnienie kontekstu wypowiedzi. Interpretacja niektórych konstrukcji językowych, takich jak metafory, ironia czy pośrednie opisy stanów emocjonalnych jest szczególnie utrudniona i nie była przedmiotem analizy w niniejszym badaniu. Na uzyskiwane wyniki może również wpływać indywidualny styl wypowiedzi. Osoby różnią się zasobem słownictwa, długością tworzonych tekstów oraz skłonnością do bezpośredniego werbalizowania emocji, dlatego podobny stan emocjonalny może być wyrażany w odmienny sposób i prowadzić do różnych wartości wyznaczanych przez metodę. W przypadku metod opartych na osadzeniach słów uzyskiwane wartości zależą ponadto od przyjętego sposobu generowania reprezentacji oraz zastosowanej konfiguracji modelu. Przeprowadzone eksperymenty wykazały, że zmiana parametrów modeli Skip-gram wpływała przede wszystkim na wielkość obserwowanych efektów oraz ich istotność statystyczną, nawet jeżeli ogólny kierunek różnic między grupami pozostawał stosunkowo stabilny. Oznacza to, że wielkość obserwowanych różnic oraz ich istotność statystyczna mogą być częściowo zależne od zastosowanej konfiguracji modelu. W przypadku modeli transformerowych ograniczenie stanowi wykorzystanie modelu językowego wytrenowanego na ogólnych zasobach języka polskiego, a nie na dużym korpusie tekstów klinicznych dotyczących zaburzeń odżywiania. Reprezentacje niektórych specjalistycznych lub charakterystycznych dla pacjentów sformułowań mogą zatem nie odzwierciedlać w pełni ich znaczenia w analizowanym kontekście klinicznym. Istotnym ograniczeniem przeprowadzonej walidacji jest także wykorzystanie danych syntetycznych, dla których możliwe było jednoznaczne określenie oczekiwanych wartości natężenia emocji. Takie roz-

wiązanie umożliwiło ocenę poprawności działania opracowanej procedury w warunkach kontrolowanych, jednak teksty syntetyczne nie odwzorowują w pełni złożoności spontanicznych wypowiedzi pacjentów. W dalszych badaniach wskazane byłoby zatem przeprowadzenie dodatkowej walidacji z wykorzystaniem ocen emocji dokonanych przez niezależnych ekspertów lub za pomocą zwalidowanych narzędzi psychologicznych.

Z powyższych względów opracowane rozwiązanie należy traktować jako metodę wspomagającą ilościową analizę treści tekstowych i identyfikację różnic w sposobie wyrażania emocji, a nie jako narzędzie pozwalające na bezpośrednie rozpoznawanie rzeczywistego stanu emocjonalnego pacjenta lub zastępujące ocenę psychologiczną i kliniczną.

5.4 Dalsze kierunki

Dalsze kierunki badań powinny obejmować przede wszystkim rozszerzenie zbioru danych o większą liczbę pacjentów oraz osoby z innymi zaburzeniami odżywiania, takimi jak bulimia psychiczna czy zaburzenie z napadami objadania się. Pozwoliłoby to sprawdzić, czy opracowana metoda zachowuje swoją skuteczność również w innych grupach klinicznych. Istotnym kierunkiem byłoby również pogłębienie współpracy z psychologami i klinicystami. Umożliwiłoby to porównanie wyników uzyskiwanych przez opracowaną metodę z wynikami profesjonalnych, zwalidowanych narzędzi psychologicznych stosowanych do oceny emocji lub z niezależną oceną natężenia emocji dokonaną przez psychologów. Kolejnym aspektem rozwoju powinno być lepsze uwzględnienie kontekstu i znaczenia wypowiedzi. Dotyczy to w szczególności takich zjawisk jak negacje, metafory, ironia czy pośrednie wyrażanie emocji, których interpretacja może mieć istotny wpływ na końcowe wyniki analizy. Ważnym elementem dalszych badań byłoby wyłonienie jednego docelowego modelu. W obecnym badaniu analizowano kilka wariantów modeli, co pozwoliło porównać ich działanie i ocenić wpływ przyjętych konfiguracji na wyniki. Z punktu widzenia dalszego rozwoju i opracowania narzędzia wspomagającego diagnostykę i monitorowanie pacjentów ważne byłoby wskazanie jednego rozwiązania o możliwie największej trafności i powtarzalności wyników.

A. Szczegółowe wyniki przeprowadzonych analiz statystycznych

Tab. A.1: Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, bez lematyzacji.

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
2 × 3	Radość	0,2829	0,2984	0,0155	U Manna–Whitneya	0,1781	–	0,3602	delta Cliffa	0,1112
	Smutek	0,319	0,2761	-0,0429	t Welcha	0,0006	(-0,0671; -0,0187)	0,0030	*d* Cohena	-0,5242
	Strach	0,2983	0,2858	-0,0124	t Welcha	0,1201	(-0,0281; 0,0033)	0,3602	*d* Cohena	-0,2342
	Złość	0,2515	0,2262	-0,0253	t Welcha	0,0014	(-0,0406; -0,0100)	0,0054	*d* Cohena	-0,4758
	Wstręt	0,1941	0,1882	-0,0059	U Manna–Whitneya	0,3626	–	0,3626	delta Cliffa	-0,0752
2 × 10	Radość	0,2933	0,3214	0,0282	U Manna–Whitneya	0,0878	–	0,1756	delta Cliffa	0,141
	Smutek	0,2971	0,2639	-0,0332	t Welcha	0,0051	(-0,0562; -0,0101)	0,0202	*d* Cohena	-0,4269
	Strach	0,3	0,2716	-0,0284	t Welcha	0,0023	(-0,0465; -0,0103)	0,0114	*d* Cohena	-0,4657
	Złość	0,255	0,2346	-0,0204	U Manna–Whitneya	0,0064	–	0,0202	delta Cliffa	-0,2249
	Wstręt	0,1856	0,1832	-0,0024	U Manna–Whitneya	0,9093	–	0,9093	delta Cliffa	-0,0095
2 × 20	Radość	0,2948	0,334	0,0392	U Manna–Whitneya	0,0076	–	0,0225	delta Cliffa	0,2202
	Smutek	0,2904	0,2531	-0,0373	t Welcha	0,0007	(-0,0586; -0,0161)	0,0033	*d* Cohena	-0,5074
	Strach	0,2937	0,2652	-0,0285	t Welcha	0,0015	(-0,0459; -0,0111)	0,0060	*d* Cohena	-0,4741
	Złość	0,2678	0,2417	-0,0261	t Welcha	0,0075	(-0,0451; -0,0071)	0,0225	*d* Cohena	-0,3958
	Wstręt	0,1915	0,1811	-0,0104	t Welcha	0,1550	(-0,0248; 0,0040)	0,1550	*d* Cohena	-0,2125
2 × 50	Radość	0,2974	0,3478	0,0504	t Welcha	0,0005	(0,0226; 0,0782)	0,0009	*d* Cohena	0,5332
	Smutek	0,2746	0,2259	-0,0487	t Welcha	$3{,}32 \times 10^{-7}$	(-0,0667; -0,0306)	$1{,}33 \times 10^{-6}$	*d* Cohena	-0,7798
	Strach	0,294	0,2476	-0,0464	t Welcha	$7{,}95 \times 10^{-8}$	(-0,0628; -0,0301)	$3{,}97 \times 10^{-7}$	*d* Cohena	-0,8076
	Złość	0,2733	0,2331	-0,0402	U Manna–Whitneya	$2{,}15 \times 10^{-5}$	–	$6{,}45 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3507
	Wstręt	0,1946	0,1724	-0,0221	U Manna–Whitneya	0,0122	–	0,0122	delta Cliffa	-0,2069
2 × 100	Radość	0,305	0,3497	0,0447	t Welcha	0,0017	(0,0171; 0,0723)	0,0033	*d* Cohena	0,4798
	Smutek	0,2761	0,2207	-0,0555	U Manna–Whitneya	$2{,}28 \times 10^{-7}$	–	$1{,}01 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,4271
	Strach	0,2954	0,2471	-0,0483	U Manna–Whitneya	$2{,}02 \times 10^{-7}$	–	$1{,}01 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,4289
	Złość	0,2489	0,2183	-0,0306	t Welcha	0,0007	(-0,0481; -0,0131)	0,0021	*d* Cohena	-0,513
	Wstręt	0,1853	0,1733	-0,0121	U Manna–Whitneya	0,0475	–	0,0475	delta Cliffa	-0,1636

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.1

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
3 × 3	Radość	0,3131	0,3294	0,0163	U Manna–Whitneya	0,1665	–	0,4995	delta Cliffa	0,1143
	Smutek	0,2629	0,2515	-0,0115	U Manna–Whitneya	0,1247	–	0,4987	delta Cliffa	-0,1268
	Strach	0,2707	0,2624	-0,0083	U Manna–Whitneya	0,2959	–	0,5918	delta Cliffa	-0,0863
	Złość	0,2223	0,2078	-0,0145	U Manna–Whitneya	0,0473	–	0,2363	delta Cliffa	-0,1638
	Wstręt	0,1846	0,1865	0,0019	U Manna–Whitneya	0,9093	–	0,9093	delta Cliffa	0,0095
3 × 10	Radość	0,2982	0,3849	0,0867	U Manna–Whitneya	$3{,}02 \times 10^{-8}$	–	$9{,}07 \times 10^{-8}$	delta Cliffa	0,4572
	Smutek	0,2703	0,2025	-0,0678	U Manna–Whitneya	$3{,}12 \times 10^{-11}$	–	$1{,}56 \times 10^{-10}$	delta Cliffa	-0,548
	Strach	0,2948	0,2309	-0,0638	U Manna–Whitneya	$9{,}10 \times 10^{-11}$	–	$3{,}64 \times 10^{-10}$	delta Cliffa	-0,5349
	Złość	0,2455	0,1975	-0,0481	t Welcha	$3{,}07 \times 10^{-7}$	(-0,0659; -0,0303)	$6{,}15 \times 10^{-7}$	*d* Cohena	-0,7705
	Wstręt	0,1919	0,1595	-0,0324	U Manna–Whitneya	0,0002	–	0,0002	delta Cliffa	-0,3066
3 × 20	Radość	0,2633	0,3317	0,0684	U Manna–Whitneya	0,0003	–	0,0006	delta Cliffa	0,2999
	Smutek	0,31	0,252	-0,058	U Manna–Whitneya	$2{,}00 \times 10^{-6}$	–	$8{,}00 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,3923
	Strach	0,3086	0,2677	-0,0409	U Manna–Whitneya	$9{,}98 \times 10^{-6}$	–	$2{,}99 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3646
	Złość	0,2818	0,2321	-0,0498	U Manna–Whitneya	$2{,}88 \times 10^{-7}$	–	$1{,}44 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,4235
	Wstręt	0,2111	0,1821	-0,029	U Manna–Whitneya	0,0013	–	0,0013	delta Cliffa	-0,2657
3 × 50	Radość	0,2912	0,3571	0,066	U Manna–Whitneya	$3{,}01 \times 10^{-6}$	–	$9{,}03 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	0,3854
	Smutek	0,2629	0,2101	-0,0528	U Manna–Whitneya	$1{,}27 \times 10^{-7}$	–	$6{,}36 \times 10^{-7}$	delta Cliffa	-0,436
	Strach	0,294	0,248	-0,046	U Manna–Whitneya	$6{,}99 \times 10^{-7}$	–	$2{,}79 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,4095
	Złość	0,2522	0,21	-0,0421	U Manna–Whitneya	$3{,}47 \times 10^{-6}$	–	$9{,}03 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,383
	Wstręt	0,1942	0,1635	-0,0307	U Manna–Whitneya	0,0007	–	0,0007	delta Cliffa	-0,2787
3 × 100	Radość	0,2999	0,3606	0,0606	U Manna–Whitneya	0,0004	–	0,0008	delta Cliffa	0,2934
	Smutek	0,2705	0,2158	-0,0547	t Welcha	$5{,}44 \times 10^{-8}$	(-0,0736; -0,0357)	$2{,}72 \times 10^{-7}$	*d* Cohena	-0,8333
	Strach	0,3009	0,2496	-0,0513	U Manna–Whitneya	$3{,}64 \times 10^{-7}$	–	$1{,}46 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,4198
	Złość	0,2547	0,2093	-0,0454	U Manna–Whitneya	$9{,}64 \times 10^{-6}$	–	$2{,}89 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3652
	Wstręt	0,195	0,1708	-0,0242	U Manna–Whitneya	0,0100	–	0,0100	delta Cliffa	-0,2125

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.1

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
5 × 3	Radość	0,2692	0,2845	0,0153	U Manna–Whitneya	0,1837	–	0,3673	delta Cliffa	0,1098
	Smutek	0,3089	0,2593	-0,0496	U Manna–Whitneya	$6{,}37 \times 10^{-5}$	–	0,0002	delta Cliffa	-0,33
	Strach	0,3037	0,2653	-0,0384	U Manna–Whitneya	$5{,}45 \times 10^{-5}$	–	0,0002	delta Cliffa	-0,3331
	Złość	0,2586	0,2238	-0,0348	U Manna–Whitneya	$1{,}65 \times 10^{-5}$	–	$8{,}26 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3555
	Wstręt	0,1986	0,2008	0,0021	t Welcha	0,7680	(-0,0122; 0,0165)	0,7680	*d* Cohena	0,042
5 × 10	Radość	0,2847	0,3462	0,0615	U Manna–Whitneya	0,0004	–	0,0011	delta Cliffa	0,295
	Smutek	0,2942	0,2349	-0,0593	U Manna–Whitneya	$6{,}39 \times 10^{-7}$	–	$2{,}56 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,4109
	Strach	0,2922	0,2455	-0,0467	t Welcha	$6{,}40 \times 10^{-8}$	(-0,0630; -0,0305)	$3{,}20 \times 10^{-7}$	*d* Cohena	-0,8272
	Złość	0,2643	0,232	-0,0323	U Manna–Whitneya	0,0009	–	0,0018	delta Cliffa	-0,2738
	Wstręt	0,2034	0,177	-0,0264	U Manna–Whitneya	0,0113	–	0,0113	delta Cliffa	-0,2091
5 × 20	Radość	0,2608	0,3095	0,0487	U Manna–Whitneya	0,0073	–	0,0145	delta Cliffa	0,2216
	Smutek	0,2947	0,2532	-0,0415	t Welcha	0,0004	(-0,0643; -0,0187)	0,0017	*d* Cohena	-0,5339
	Strach	0,2989	0,2608	-0,038	U Manna–Whitneya	$3{,}04 \times 10^{-5}$	–	0,0002	delta Cliffa	-0,3442
	Złość	0,2788	0,2494	-0,0294	U Manna–Whitneya	0,0044	–	0,0132	delta Cliffa	-0,2352
	Wstręt	0,201	0,1865	-0,0145	U Manna–Whitneya	0,1404	–	0,1404	delta Cliffa	-0,1217
5 × 50	Radość	0,2627	0,3347	0,072	U Manna–Whitneya	$6{,}24 \times 10^{-6}$	–	$1{,}25 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	0,3729
	Smutek	0,2696	0,2114	-0,0582	t Welcha	$8{,}32 \times 10^{-9}$	(-0,0772; -0,0392)	$4{,}16 \times 10^{-8}$	*d* Cohena	-0,8661
	Strach	0,2969	0,2422	-0,0548	U Manna–Whitneya	$1{,}47 \times 10^{-8}$	–	$5{,}88 \times 10^{-8}$	delta Cliffa	-0,4675
	Złość	0,2696	0,216	-0,0536	U Manna–Whitneya	$1{,}18 \times 10^{-6}$	–	$3{,}54 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,401
	Wstręt	0,2028	0,1759	-0,027	U Manna–Whitneya	0,0010	–	0,0010	delta Cliffa	-0,271
5 × 100	Radość	0,2717	0,3329	0,0612	U Manna–Whitneya	0,0033	–	0,0062	delta Cliffa	0,2423
	Smutek	0,2708	0,2302	-0,0406	t Welcha	0,0003	(-0,0624; -0,0189)	0,0013	*d* Cohena	-0,5545
	Strach	0,3084	0,2684	-0,04	U Manna–Whitneya	$7{,}14 \times 10^{-5}$	–	0,0004	delta Cliffa	-0,3278
	Złość	0,2681	0,2324	-0,0357	U Manna–Whitneya	0,0011	–	0,0033	delta Cliffa	-0,2696
	Wstręt	0,2041	0,1751	-0,0291	U Manna–Whitneya	0,0031	–	0,0062	delta Cliffa	-0,2441

Tab. A.2: Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z kodowaniem one-hot i pełnym softmaxem, z lematyzacją.

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
2 × 3	Radość	0,3089	0,3322	0,0233	U Manna–Whitneya	0,0527	–	0,1054	delta Cliffa	0,16
	Smutek	0,2673	0,2288	-0,0385	t Welcha	$1{,}07 \times 10^{-5}$	(-0,0552; -0,0217)	$5{,}37 \times 10^{-5}$	*d* Cohena	-0,6584
	Strach	0,2779	0,2508	-0,0271	U Manna–Whitneya	$7{,}75 \times 10^{-5}$	–	0,0003	delta Cliffa	-0,3262
	Złość	0,2436	0,2203	-0,0233	U Manna–Whitneya	0,0028	–	0,0083	delta Cliffa	-0,2471
	Wstręt	0,1737	0,1784	0,0046	t Welcha	0,5750	(-0,0116; 0,0208)	0,5750	*d* Cohena	0,0819
2 × 10	Radość	0,2685	0,3161	0,0476	U Manna–Whitneya	0,0010	–	0,0021	delta Cliffa	0,2706
	Smutek	0,282	0,2318	-0,0502	t Welcha	$9{,}30 \times 10^{-9}$	(-0,0667; -0,0338)	$4{,}65 \times 10^{-8}$	*d* Cohena	-0,8661
	Strach	0,3245	0,2931	-0,0314	U Manna–Whitneya	0,0004	–	0,0013	delta Cliffa	-0,2906
	Złość	0,2654	0,224	-0,0414	U Manna–Whitneya	$6{,}64 \times 10^{-7}$	–	$2{,}66 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,4103
	Wstręt	0,2135	0,1882	-0,0253	U Manna–Whitneya	0,0014	–	0,0021	delta Cliffa	-0,2631
2 × 20	Radość	0,2739	0,3101	0,0362	U Manna–Whitneya	0,0044	–	0,0088	delta Cliffa	0,2352
	Smutek	0,2805	0,2352	-0,0453	U Manna–Whitneya	$1{,}65 \times 10^{-6}$	–	$8{,}23 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,3956
	Strach	0,3281	0,2952	-0,0329	U Manna–Whitneya	$8{,}76 \times 10^{-5}$	–	0,0004	delta Cliffa	-0,3238
	Złość	0,2532	0,2269	-0,0264	U Manna–Whitneya	0,0010	–	0,0031	delta Cliffa	-0,2706
	Wstręt	0,1992	0,1841	-0,015	U Manna–Whitneya	0,0411	–	0,0411	delta Cliffa	-0,1687
2 × 50	Radość	0,2928	0,3239	0,0311	U Manna–Whitneya	0,0248	–	0,0588	delta Cliffa	0,1852
	Smutek	0,2837	0,2472	-0,0365	t Welcha	0,0006	(-0,0570; -0,0159)	0,0030	*d* Cohena	-0,5187
	Strach	0,3009	0,2754	-0,0255	U Manna–Whitneya	0,0042	–	0,0167	delta Cliffa	-0,2364
	Złość	0,2702	0,2466	-0,0236	t Welcha	0,0196	(-0,0434; -0,0038)	0,0588	*d* Cohena	-0,3499
	Wstręt	0,2029	0,1871	-0,0158	U Manna–Whitneya	0,0620	–	0,0620	delta Cliffa	-0,1541
2 × 100	Radość	0,2842	0,3263	0,0421	U Manna–Whitneya	0,0021	–	0,0085	delta Cliffa	0,2536
	Smutek	0,2763	0,2489	-0,0274	t Welcha	0,0097	(-0,0480; -0,0067)	0,0194	*d* Cohena	-0,3963
	Strach	0,3121	0,2915	-0,0206	t Welcha	0,0375	(-0,0401; -0,0012)	0,0375	*d* Cohena	-0,3106
	Złość	0,2595	0,2323	-0,0272	U Manna–Whitneya	0,0007	–	0,0035	delta Cliffa	-0,2795
	Wstręt	0,2081	0,1864	-0,0217	U Manna–Whitneya	0,0043	–	0,0130	delta Cliffa	-0,2356

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.2

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
3 × 3	Radość	0,2531	0,2918	0,0387	U Manna–Whitneya	0,0011	–	0,0022	delta Cliffa	0,2692
	Smutek	0,3054	0,2549	-0,0505	t Welcha	$1{,}31 \times 10^{-6}$	(-0,0703; -0,0307)	$5{,}26 \times 10^{-6}$	*d* Cohena	-0,7567
	Strach	0,3049	0,2774	-0,0274	t Welcha	0,0001	(-0,0413; -0,0136)	0,0004	*d* Cohena	-0,5761
	Złość	0,2676	0,2193	-0,0483	t Welcha	$2{,}46 \times 10^{-9}$	(-0,0634; -0,0332)	$1{,}23 \times 10^{-8}$	*d* Cohena	-0,9244
	Wstręt	0,2021	0,1853	-0,0168	U Manna–Whitneya	0,0220	–	0,0220	delta Cliffa	-0,1891
3 × 10	Radość	0,2863	0,3178	0,0315	U Manna–Whitneya	0,0770	–	0,2310	delta Cliffa	0,146
	Smutek	0,2504	0,2274	-0,023	U Manna–Whitneya	0,0055	–	0,0276	delta Cliffa	-0,2291
	Strach	0,3018	0,2805	-0,0213	U Manna–Whitneya	0,0244	–	0,0975	delta Cliffa	-0,1858
	Złość	0,2318	0,2182	-0,0136	t Welcha	0,1140	(-0,0305; 0,0033)	0,2310	*d* Cohena	-0,2398
	Wstręt	0,2018	0,1942	-0,0076	U Manna–Whitneya	0,6214	–	0,6214	delta Cliffa	-0,0408
3 × 20	Radość	0,2745	0,3138	0,0393	U Manna–Whitneya	0,0059	–	0,0119	delta Cliffa	0,2271
	Smutek	0,2897	0,2467	-0,043	t Welcha	$1{,}85 \times 10^{-5}$	(-0,0623; -0,0238)	$9{,}26 \times 10^{-5}$	*d* Cohena	-0,6452
	Strach	0,3052	0,2863	-0,0188	t Welcha	0,0347	(-0,0363; -0,0014)	0,0347	*d* Cohena	-0,3226
	Złość	0,2591	0,2215	-0,0375	t Welcha	$3{,}38 \times 10^{-5}$	(-0,0549; -0,0202)	0,0001	*d* Cohena	-0,6289
	Wstręt	0,2049	0,1839	-0,021	U Manna–Whitneya	0,0037	–	0,0112	delta Cliffa	-0,2394
3 × 50	Radość	0,2883	0,3143	0,026	U Manna–Whitneya	0,0610	–	0,1220	delta Cliffa	0,1547
	Smutek	0,2769	0,2339	-0,0429	t Welcha	$2{,}29 \times 10^{-6}$	(-0,0603; -0,0256)	$1{,}15 \times 10^{-5}$	*d* Cohena	-0,7038
	Strach	0,3141	0,2847	-0,0294	t Welcha	0,0010	(-0,0468; -0,0121)	0,0040	*d* Cohena	-0,485
	Złość	0,2496	0,2249	-0,0247	t Welcha	0,0034	(-0,0410; -0,0083)	0,0102	*d* Cohena	-0,4329
	Wstręt	0,1927	0,1834	-0,0093	U Manna–Whitneya	0,2265	–	0,2265	delta Cliffa	-0,0999
3 × 100	Radość	0,2943	0,3272	0,0329	U Manna–Whitneya	0,0360	–	0,0720	delta Cliffa	0,1731
	Smutek	0,2892	0,2525	-0,0367	t Welcha	0,0009	(-0,0582; -0,0152)	0,0038	*d* Cohena	-0,493
	Strach	0,3049	0,29	-0,0149	t Welcha	0,1324	(-0,0344; 0,0046)	0,1324	*d* Cohena	-0,2191
	Złość	0,2801	0,2438	-0,0363	t Welcha	0,0007	(-0,0570; -0,0155)	0,0036	*d* Cohena	-0,5101
	Wstręt	0,2012	0,18	-0,0212	U Manna–Whitneya	0,0157	–	0,0472	delta Cliffa	-0,1994

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.2

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
5 × 3	Radość	0,2833	0,3213	0,038	U Manna–Whitneya	0,0043	–	0,0129	delta Cliffa	0,2358
	Smutek	0,255	0,2287	-0,0263	U Manna–Whitneya	0,0007	–	0,0026	delta Cliffa	-0,2811
	Strach	0,2947	0,2711	-0,0236	t Welcha	0,0062	(-0,0404; -0,0068)	0,0129	*d* Cohena	-0,3941
	Złość	0,2385	0,2137	-0,0248	U Manna–Whitneya	0,0003	–	0,0016	delta Cliffa	-0,2965
	Wstręt	0,2044	0,1955	-0,0088	U Manna–Whitneya	0,2814	–	0,2814	delta Cliffa	-0,089
5 × 10	Radość	0,2519	0,2938	0,0419	U Manna–Whitneya	0,0019	–	0,0038	delta Cliffa	0,2566
	Smutek	0,3035	0,2537	-0,0498	t Welcha	$8{,}79 \times 10^{-7}$	(-0,0691; -0,0305)	$4{,}40 \times 10^{-6}$	*d* Cohena	-0,7284
	Strach	0,3067	0,2826	-0,0241	U Manna–Whitneya	0,0007	–	0,0020	delta Cliffa	-0,2809
	Złość	0,2799	0,2389	-0,0409	U Manna–Whitneya	$2{,}87 \times 10^{-6}$	–	$1{,}15 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3862
	Wstręt	0,2131	0,1911	-0,022	U Manna–Whitneya	0,0125	–	0,0125	delta Cliffa	-0,2063
5 × 20	Radość	0,2733	0,3098	0,0364	U Manna–Whitneya	0,0110	–	0,0307	delta Cliffa	0,2099
	Smutek	0,2829	0,2431	-0,0397	U Manna–Whitneya	$1{,}28 \times 10^{-5}$	–	$6{,}39 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3602
	Strach	0,2813	0,2658	-0,0154	U Manna–Whitneya	0,0816	–	0,0816	delta Cliffa	-0,1438
	Złość	0,2787	0,2412	-0,0375	U Manna–Whitneya	0,0003	–	0,0011	delta Cliffa	-0,3007
	Wstręt	0,2046	0,1823	-0,0223	t Welcha	0,0102	(-0,0392; -0,0053)	0,0307	*d* Cohena	-0,3754
5 × 50	Radość	0,2673	0,3044	0,0372	U Manna–Whitneya	0,0102	–	0,0305	delta Cliffa	0,2121
	Smutek	0,2896	0,2568	-0,0328	t Welcha	0,0042	(-0,0551; -0,0105)	0,0212	*d* Cohena	-0,429
	Strach	0,3071	0,2851	-0,022	U Manna–Whitneya	0,0433	–	0,0433	delta Cliffa	-0,1668
	Złość	0,2844	0,2521	-0,0323	t Welcha	0,0054	(-0,0549; -0,0097)	0,0217	*d* Cohena	-0,4167
	Wstręt	0,2031	0,1805	-0,0227	U Manna–Whitneya	0,0112	–	0,0305	delta Cliffa	-0,2093
5 × 100	Radość	0,2763	0,3158	0,0395	U Manna–Whitneya	0,0062	–	0,0124	delta Cliffa	0,2259
	Smutek	0,2918	0,2514	-0,0404	U Manna–Whitneya	0,0006	–	0,0029	delta Cliffa	-0,2839
	Strach	0,3058	0,2826	-0,0231	U Manna–Whitneya	0,0527	–	0,0527	delta Cliffa	-0,16
	Złość	0,2837	0,2457	-0,038	U Manna–Whitneya	0,0007	–	0,0029	delta Cliffa	-0,2813
	Wstręt	0,2038	0,1819	-0,0219	U Manna–Whitneya	0,0036	–	0,0107	delta Cliffa	-0,2406

Tab. A.3: Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z warstwą Embedding i pełnym softmaxem, bez lematyzacji.

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
2 × 3	Radość	0,2333	0,2684	0,0351	U Manna–Whitneya	0,0003	–	0,0009	delta Cliffa	0,2991
	Smutek	0,2772	0,2564	-0,0208	U Manna–Whitneya	0,0002	–	0,0008	delta Cliffa	-0,308
	Strach	0,2896	0,2834	-0,0062	U Manna–Whitneya	0,1534	–	0,1534	delta Cliffa	-0,1179
	Złość	0,2875	0,2542	-0,0333	t Welcha	$5{,}85 \times 10^{-6}$	(-0,0473; -0,0193)	$2{,}92 \times 10^{-5}$	d Cohena	-0,7039
	Wstręt	0,2253	0,2043	-0,021	t Welcha	0,0020	(-0,0342; -0,0078)	0,0039	d Cohena	-0,4685
2 × 10	Radość	0,2727	0,2978	0,0251	U Manna–Whitneya	0,0261	–	0,1046	delta Cliffa	0,1836
	Smutek	0,2724	0,2547	-0,0177	U Manna–Whitneya	0,0856	–	0,2086	delta Cliffa	-0,142
	Strach	0,2926	0,274	-0,0186	U Manna–Whitneya	0,0963	–	0,2086	delta Cliffa	-0,1373
	Złość	0,2835	0,2597	-0,0238	U Manna–Whitneya	0,0011	–	0,0054	delta Cliffa	-0,27
	Wstręt	0,215	0,1949	-0,0201	U Manna–Whitneya	0,0695	–	0,2086	delta Cliffa	-0,1498
2 × 20	Radość	0,2809	0,3262	0,0453	U Manna–Whitneya	0,0010	–	0,0051	delta Cliffa	0,271
	Smutek	0,2579	0,2396	-0,0184	t Welcha	0,0316	(-0,0351; -0,0016)	0,0632	d Cohena	-0,3188
	Strach	0,2849	0,2701	-0,0149	t Welcha	0,0598	(-0,0303; 0,0006)	0,0632	d Cohena	-0,2795
	Złość	0,2578	0,2351	-0,0227	t Welcha	0,0051	(-0,0385; -0,0069)	0,0153	d Cohena	-0,4187
	Wstręt	0,1942	0,1679	-0,0262	U Manna–Whitneya	0,0015	–	0,0058	delta Cliffa	-0,2627
2 × 50	Radość	0,3384	0,3691	0,0306	t Welcha	0,0345	(0,0023; 0,0590)	0,1035	d Cohena	0,3129
	Smutek	0,2523	0,2254	-0,0269	U Manna–Whitneya	0,0105	–	0,0419	delta Cliffa	-0,2113
	Strach	0,2756	0,2497	-0,0259	U Manna–Whitneya	0,0025	–	0,0125	delta Cliffa	-0,2495
	Złość	0,2374	0,2194	-0,018	t Welcha	0,0361	(-0,0349; -0,0012)	0,1035	d Cohena	-0,3086
	Wstręt	0,1688	0,1569	-0,0118	U Manna–Whitneya	0,1458	–	0,1458	delta Cliffa	-0,1201
2 × 100	Radość	0,3124	0,3631	0,0507	U Manna–Whitneya	0,0024	–	0,0095	delta Cliffa	0,2508
	Smutek	0,2569	0,2278	-0,0291	t Welcha	0,0051	(-0,0493; -0,0089)	0,0153	d Cohena	-0,4192
	Strach	0,2795	0,2475	-0,0321	t Welcha	0,0001	(-0,0480; -0,0162)	0,0005	d Cohena	-0,5794
	Złość	0,2435	0,218	-0,0255	t Welcha	0,0061	(-0,0436; -0,0074)	0,0153	d Cohena	-0,4027
	Wstręt	0,1761	0,1608	-0,0153	U Manna–Whitneya	0,0878	–	0,0878	delta Cliffa	-0,141

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.3

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
3 × 3	Radość	0,2509	0,285	0,0341	U Manna–Whitneya	0,0014	–	0,0072	delta Cliffa	0,2631
	Smutek	0,3228	0,3015	-0,0213	U Manna–Whitneya	0,0241	–	0,0481	delta Cliffa	-0,1862
	Strach	0,3235	0,3135	-0,0101	U Manna–Whitneya	0,1812	–	0,1812	delta Cliffa	-0,1104
	Złość	0,2835	0,2617	-0,0217	t Welcha	0,0115	(-0,0385; -0,0049)	0,0346	*d* Cohena	-0,3792
	Wstręt	0,1664	0,1536	-0,0128	t Welcha	0,0041	(-0,0215; -0,0041)	0,0164	*d* Cohena	-0,4262
3 × 10	Radość	0,2576	0,3191	0,0615	U Manna–Whitneya	$5{,}45 \times 10^{-5}$	–	0,0001	delta Cliffa	0,3331
	Smutek	0,2884	0,2339	-0,0544	t Welcha	$4{,}42 \times 10^{-8}$	(-0,0732; -0,0357)	$1{,}77 \times 10^{-7}$	*d* Cohena	-0,8346
	Strach	0,291	0,2521	-0,0389	t Welcha	$6{,}83 \times 10^{-8}$	(-0,0525; -0,0253)	$2{,}05 \times 10^{-7}$	*d* Cohena	-0,8193
	Złość	0,2939	0,238	-0,0559	t Welcha	$3{,}15 \times 10^{-8}$	(-0,0749; -0,0369)	$1{,}58 \times 10^{-7}$	*d* Cohena	-0,8378
	Wstręt	0,22	0,1852	-0,0347	U Manna–Whitneya	0,0002	–	0,0002	delta Cliffa	-0,3035
3 × 20	Radość	0,342	0,3724	0,0304	U Manna–Whitneya	0,0227	–	0,0454	delta Cliffa	0,1881
	Smutek	0,2557	0,2214	-0,0344	U Manna–Whitneya	0,0023	–	0,0093	delta Cliffa	-0,2514
	Strach	0,2726	0,2433	-0,0293	t Welcha	0,0011	(-0,0467; -0,0119)	0,0053	*d* Cohena	-0,4848
	Złość	0,2312	0,2096	-0,0216	t Welcha	0,0105	(-0,0380; -0,0051)	0,0316	*d* Cohena	-0,3776
	Wstręt	0,176	0,163	-0,0131	U Manna–Whitneya	0,1424	–	0,1424	delta Cliffa	-0,1211
3 × 50	Radość	0,3184	0,3497	0,0314	t Welcha	0,0375	(0,0018; 0,0609)	0,1124	*d* Cohena	0,3046
	Smutek	0,2633	0,2361	-0,0273	U Manna–Whitneya	0,0056	–	0,0280	delta Cliffa	-0,2287
	Strach	0,2818	0,2581	-0,0237	U Manna–Whitneya	0,0101	–	0,0404	delta Cliffa	-0,2123
	Złość	0,2523	0,2395	-0,0128	U Manna–Whitneya	0,0596	–	0,1193	delta Cliffa	-0,1555
	Wstręt	0,1786	0,1656	-0,013	U Manna–Whitneya	0,2903	–	0,2903	delta Cliffa	-0,0874
3 × 100	Radość	0,3143	0,3588	0,0445	U Manna–Whitneya	0,0051	–	0,0154	delta Cliffa	0,2309
	Smutek	0,2455	0,2178	-0,0277	U Manna–Whitneya	0,0033	–	0,0132	delta Cliffa	-0,2425
	Strach	0,2795	0,2475	-0,032	U Manna–Whitneya	$8{,}33 \times 10^{-5}$	–	0,0004	delta Cliffa	-0,3248
	Złość	0,238	0,2166	-0,0214	t Welcha	0,0115	(-0,0379; -0,0049)	0,0231	*d* Cohena	-0,3724
	Wstręt	0,1673	0,1556	-0,0117	U Manna–Whitneya	0,2880	–	0,2880	delta Cliffa	-0,0878

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.3

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
5 × 3	Radość	0,2508	0,2751	0,0243	U Manna–Whitneya	0,0173	–	0,0691	delta Cliffa	0,1966
	Smutek	0,3161	0,2995	-0,0166	t Welcha	0,1213	(-0,0377; 0,0045)	0,2426	*d* Cohena	-0,2343
	Strach	0,3133	0,3129	-0,0004	t Welcha	0,9560	(-0,0149; 0,0141)	0,9560	*d* Cohena	-0,0081
	Złość	0,2756	0,2604	-0,0152	t Welcha	0,0454	(-0,0301; -0,0003)	0,1361	*d* Cohena	-0,2991
	Wstręt	0,1878	0,1703	-0,0175	U Manna–Whitneya	0,0028	–	0,0141	delta Cliffa	-0,2465
5 × 10	Radość	0,2682	0,3229	0,0547	U Manna–Whitneya	0,0001	–	0,0003	delta Cliffa	0,3139
	Smutek	0,3043	0,2367	-0,0677	U Manna–Whitneya	$3{,}16 \times 10^{-7}$	–	$1{,}26 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,422
	Strach	0,3054	0,2597	-0,0457	U Manna–Whitneya	$3{,}35 \times 10^{-6}$	–	$1{,}01 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3836
	Złość	0,2893	0,2348	-0,0545	t Welcha	$1{,}63 \times 10^{-7}$	(-0,0742; -0,0348)	$8{,}13 \times 10^{-7}$	*d* Cohena	-0,7824
	Wstręt	0,2008	0,1796	-0,0212	U Manna–Whitneya	0,0065	–	0,0065	delta Cliffa	-0,2245
5 × 20	Radość	0,2687	0,2893	0,0205	U Manna–Whitneya	0,1050	–	0,3149	delta Cliffa	0,1339
	Smutek	0,3207	0,28	-0,0407	U Manna–Whitneya	0,0016	–	0,0065	delta Cliffa	-0,2603
	Strach	0,3283	0,2933	-0,035	t Welcha	0,0006	(-0,0548; -0,0152)	0,0031	*d* Cohena	-0,4967
	Złość	0,307	0,287	-0,02	U Manna–Whitneya	0,1352	–	0,3149	delta Cliffa	-0,1234
	Wstręt	0,2092	0,1961	-0,0131	U Manna–Whitneya	0,1170	–	0,3149	delta Cliffa	-0,1294
5 × 50	Radość	0,3039	0,3555	0,0516	U Manna–Whitneya	0,0010	–	0,0023	delta Cliffa	0,272
	Smutek	0,2633	0,2238	-0,0395	U Manna–Whitneya	$3{,}50 \times 10^{-5}$	–	0,0001	delta Cliffa	-0,3416
	Strach	0,2942	0,2505	-0,0438	U Manna–Whitneya	$6{,}84 \times 10^{-6}$	–	$3{,}42 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3713
	Złość	0,2482	0,2183	-0,0299	t Welcha	0,0008	(-0,0472; -0,0127)	0,0023	*d* Cohena	-0,4945
	Wstręt	0,1775	0,1588	-0,0187	U Manna–Whitneya	0,0356	–	0,0356	delta Cliffa	-0,1735
5 × 100	Radość	0,2901	0,3529	0,0628	U Manna–Whitneya	0,0002	–	0,0006	delta Cliffa	0,3078
	Smutek	0,2619	0,2175	-0,0444	U Manna–Whitneya	$1{,}79 \times 10^{-5}$	–	$7{,}14 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3541
	Strach	0,2921	0,2457	-0,0464	U Manna–Whitneya	$3{,}12 \times 10^{-6}$	–	$1{,}56 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3848
	Złość	0,2655	0,2288	-0,0367	U Manna–Whitneya	0,0016	–	0,0032	delta Cliffa	-0,2605
	Wstręt	0,1857	0,1608	-0,0249	U Manna–Whitneya	0,0041	–	0,0041	delta Cliffa	-0,2368

Tab. A.4: Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z warstwą osadzeń i pełnym softmaxem, z lematyzacją.

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
2 × 3	Radość	0,3662	0,3851	0,0189	t Welcha	0,1533	(-0,0071; 0,0448)	0,4233	*d* Cohena	0,207
	Smutek	0,2348	0,2129	-0,022	U Manna–Whitneya	0,0321	–	0,1284	delta Cliffa	-0,1769
	Strach	0,2607	0,2408	-0,0198	U Manna–Whitneya	0,0210	–	0,1051	delta Cliffa	-0,1905
	Złość	0,2143	0,2005	-0,0138	U Manna–Whitneya	0,1411	–	0,4233	delta Cliffa	-0,1215
	Wstręt	0,1504	0,1554	0,005	U Manna–Whitneya	0,8168	–	0,8168	delta Cliffa	0,0192
2 × 10	Radość	0,2956	0,3306	0,0349	U Manna–Whitneya	0,0103	–	0,0205	delta Cliffa	0,2119
	Smutek	0,2775	0,2446	-0,0329	U Manna–Whitneya	0,0009	–	0,0039	delta Cliffa	-0,2728
	Strach	0,3131	0,2855	-0,0276	U Manna–Whitneya	0,0029	–	0,0088	delta Cliffa	-0,2455
	Złość	0,2574	0,231	-0,0264	U Manna–Whitneya	0,0008	–	0,0039	delta Cliffa	-0,2772
	Wstręt	0,2021	0,1855	-0,0166	U Manna–Whitneya	0,0373	–	0,0373	delta Cliffa	-0,1719
2 × 20	Radość	0,2806	0,3202	0,0396	U Manna–Whitneya	0,0006	–	0,0015	delta Cliffa	0,2851
	Smutek	0,2711	0,2398	-0,0314	t Welcha	$9{,}46 \times 10^{-5}$	(-0,0468; -0,0159)	0,0004	*d* Cohena	-0,5934
	Strach	0,3157	0,3022	-0,0134	U Manna–Whitneya	0,2163	–	0,2163	delta Cliffa	-0,1021
	Złość	0,2563	0,2254	-0,0309	U Manna–Whitneya	$2{,}37 \times 10^{-5}$	–	0,0001	delta Cliffa	-0,3488
	Wstręt	0,1991	0,175	-0,024	U Manna–Whitneya	0,0005	–	0,0015	delta Cliffa	-0,2868
2 × 50	Radość	0,3159	0,3593	0,0434	U Manna–Whitneya	0,0012	–	0,0023	delta Cliffa	0,2681
	Smutek	0,2392	0,2116	-0,0276	U Manna–Whitneya	0,0002	–	0,0008	delta Cliffa	-0,3058
	Strach	0,2877	0,2556	-0,0321	t Welcha	$1{,}32 \times 10^{-5}$	(-0,0462; -0,0180)	$6{,}59 \times 10^{-5}$	*d* Cohena	-0,6476
	Złość	0,2442	0,2164	-0,0279	t Welcha	0,0006	(-0,0437; -0,0120)	0,0019	*d* Cohena	-0,5015
	Wstręt	0,1885	0,1729	-0,0156	U Manna–Whitneya	0,0459	–	0,0459	delta Cliffa	-0,1648
2 × 100	Radość	0,3412	0,3799	0,0386	t Welcha	0,0144	(0,0078; 0,0695)	0,0289	*d* Cohena	0,3627
	Smutek	0,2355	0,2092	-0,0263	U Manna–Whitneya	0,0025	–	0,0126	delta Cliffa	-0,2493
	Strach	0,2879	0,2657	-0,0222	t Welcha	0,0046	(-0,0374; -0,0069)	0,0185	*d* Cohena	-0,4193
	Złość	0,2372	0,2148	-0,0224	U Manna–Whitneya	0,0049	–	0,0185	delta Cliffa	-0,2322
	Wstręt	0,1781	0,1611	-0,017	U Manna–Whitneya	0,0354	–	0,0354	delta Cliffa	-0,1737

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.4

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
3 × 3	Radość	0,3404	0,348	0,0077	U Manna–Whitneya	0,5490	–	1,0000	delta Cliffa	0,0495
	Smutek	0,2736	0,2523	-0,0213	U Manna–Whitneya	0,1584	–	0,5613	delta Cliffa	-0,1165
	Strach	0,2674	0,2568	-0,0106	t Welcha	0,1403	(-0,0247; 0,0035)	0,5613	*d* Cohena	-0,212
	Złość	0,2373	0,22	-0,0173	t Welcha	0,0220	(-0,0321; -0,0025)	0,1099	*d* Cohena	-0,3369
	Wstręt	0,1699	0,1776	0,0077	U Manna–Whitneya	0,7232	–	1,0000	delta Cliffa	0,0293
3 × 10	Radość	0,3004	0,3485	0,0481	U Manna–Whitneya	0,0011	–	0,0034	delta Cliffa	0,2688
	Smutek	0,2723	0,2395	-0,0328	U Manna–Whitneya	0,0002	–	0,0009	delta Cliffa	-0,305
	Strach	0,3119	0,2768	-0,0351	t Welcha	$4{,}57 \times 10^{-5}$	(-0,0516; -0,0186)	0,0002	*d* Cohena	-0,6273
	Złość	0,2437	0,2157	-0,028	t Welcha	0,0013	(-0,0449; -0,0111)	0,0034	*d* Cohena	-0,487
	Wstręt	0,1938	0,1786	-0,0152	U Manna–Whitneya	0,1229	–	0,1229	delta Cliffa	-0,1274
3 × 20	Radość	0,3139	0,3622	0,0483	U Manna–Whitneya	0,0004	–	0,0008	delta Cliffa	0,291
	Smutek	0,2813	0,2352	-0,0462	U Manna–Whitneya	$1{,}09 \times 10^{-5}$	–	$5{,}46 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,363
	Strach	0,3132	0,276	-0,0372	t Welcha	$7{,}33 \times 10^{-5}$	(-0,0552; -0,0191)	0,0003	*d* Cohena	-0,5831
	Złość	0,2488	0,215	-0,0339	t Welcha	0,0002	(-0,0512; -0,0165)	0,0005	*d* Cohena	-0,5643
	Wstręt	0,1909	0,1636	-0,0273	U Manna–Whitneya	0,0006	–	0,0008	delta Cliffa	-0,2851
3 × 50	Radość	0,3161	0,357	0,041	U Manna–Whitneya	0,0181	–	0,0362	delta Cliffa	0,1951
	Smutek	0,2433	0,2165	-0,0268	t Welcha	0,0017	(-0,0434; -0,0103)	0,0084	*d* Cohena	-0,4761
	Strach	0,2913	0,2698	-0,0215	t Welcha	0,0116	(-0,0381; -0,0049)	0,0349	*d* Cohena	-0,3822
	Złość	0,2463	0,2183	-0,028	t Welcha	0,0020	(-0,0457; -0,0104)	0,0084	*d* Cohena	-0,4598
	Wstręt	0,1855	0,1675	-0,018	U Manna–Whitneya	0,0481	–	0,0481	delta Cliffa	-0,1632
3 × 100	Radość	0,359	0,3952	0,0362	t Welcha	0,0151	(0,0071; 0,0654)	0,0301	*d* Cohena	0,3537
	Smutek	0,2179	0,1883	-0,0296	U Manna–Whitneya	$2{,}82 \times 10^{-5}$	–	0,0001	delta Cliffa	-0,3456
	Strach	0,2733	0,2485	-0,0248	U Manna–Whitneya	0,0008	–	0,0034	delta Cliffa	-0,2756
	Złość	0,2148	0,1919	-0,0229	U Manna–Whitneya	0,0015	–	0,0045	delta Cliffa	-0,2621
	Wstręt	0,1664	0,1528	-0,0136	U Manna–Whitneya	0,1217	–	0,1217	delta Cliffa	-0,1278

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.4

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
5 × 3	Radość	0,2918	0,3166	0,0248	U Manna–Whitneya	0,0275	–	0,0825	delta Cliffa	0,182
	Smutek	0,2909	0,2673	-0,0236	U Manna–Whitneya	0,0120	–	0,0482	delta Cliffa	-0,2073
	Strach	0,2853	0,2697	-0,0157	U Manna–Whitneya	0,0428	–	0,0856	delta Cliffa	-0,1672
	Złość	0,2454	0,2233	-0,0221	U Manna–Whitneya	0,0038	–	0,0188	delta Cliffa	-0,2392
	Wstręt	0,1868	0,1808	-0,006	U Manna–Whitneya	0,3809	–	0,3809	delta Cliffa	-0,0724
5 × 10	Radość	0,2726	0,3046	0,032	U Manna–Whitneya	0,0013	–	0,0051	delta Cliffa	0,2659
	Smutek	0,27	0,2442	-0,0258	U Manna–Whitneya	0,0009	–	0,0046	delta Cliffa	-0,2736
	Strach	0,2868	0,2753	-0,0115	U Manna–Whitneya	0,0229	–	0,0457	delta Cliffa	-0,1879
	Złość	0,2544	0,2336	-0,0207	U Manna–Whitneya	0,0029	–	0,0088	delta Cliffa	-0,2455
	Wstręt	0,2034	0,1986	-0,0048	t Welcha	0,5489	(-0,0205; 0,0109)	0,5489	*d* Cohena	-0,0861
5 × 20	Radość	0,3171	0,363	0,0458	U Manna–Whitneya	0,0005	–	0,0013	delta Cliffa	0,2868
	Smutek	0,258	0,2229	-0,0351	t Welcha	0,0001	(-0,0528; -0,0174)	0,0005	*d* Cohena	-0,5657
	Strach	0,2738	0,2559	-0,0179	t Welcha	0,0160	(-0,0324; -0,0034)	0,0160	*d* Cohena	-0,3588
	Złość	0,2483	0,2125	-0,0359	U Manna–Whitneya	$9{,}87 \times 10^{-6}$	–	$4{,}93 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3648
	Wstręt	0,183	0,1592	-0,0238	U Manna–Whitneya	0,0004	–	0,0013	delta Cliffa	-0,2898
5 × 50	Radość	0,3092	0,3629	0,0537	U Manna–Whitneya	$9{,}41 \times 10^{-5}$	–	0,0003	delta Cliffa	0,3223
	Smutek	0,2704	0,2293	-0,0411	U Manna–Whitneya	$3{,}60 \times 10^{-6}$	–	$1{,}44 \times 10^{-5}$	delta Cliffa	-0,3824
	Strach	0,2929	0,2649	-0,0281	U Manna–Whitneya	0,0002	–	0,0004	delta Cliffa	-0,3088
	Złość	0,2575	0,2152	-0,0423	U Manna–Whitneya	$6{,}48 \times 10^{-7}$	–	$3{,}24 \times 10^{-6}$	delta Cliffa	-0,4107
	Wstręt	0,1886	0,1671	-0,0215	U Manna–Whitneya	0,0047	–	0,0047	delta Cliffa	-0,2334
5 × 100	Radość	0,3204	0,3548	0,0344	U Manna–Whitneya	0,0047	–	0,0141	delta Cliffa	0,2334
	Smutek	0,2595	0,2315	-0,0279	U Manna–Whitneya	0,0015	–	0,0061	delta Cliffa	-0,2617
	Strach	0,284	0,2736	-0,0104	U Manna–Whitneya	0,1265	–	0,1265	delta Cliffa	-0,1262
	Złość	0,2486	0,2166	-0,0321	U Manna–Whitneya	$7{,}07 \times 10^{-5}$	–	0,0004	delta Cliffa	-0,328
	Wstręt	0,1809	0,1636	-0,0173	U Manna–Whitneya	0,0143	–	0,0286	delta Cliffa	-0,2022

Tab. A.5: Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z warstwą osadzeń i Negative Sampling, bez lematyzacji.

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
2 × 3	Radość	0,2356	0,27	0,0343	U Manna–Whitneya	0,0014	–	0,0068	delta Cliffa	0,2645
	Smutek	0,3147	0,2973	-0,0174	t Welcha	0,0249	(-0,0326; -0,0022)	0,0967	*d* Cohena	-0,333
	Strach	0,3166	0,3095	-0,0071	U Manna–Whitneya	0,3958	–	0,3958	delta Cliffa	-0,0702
	Złość	0,2683	0,2547	-0,0137	U Manna–Whitneya	0,0911	–	0,1821	delta Cliffa	-0,1395
	Wstręt	0,1791	0,1672	-0,0119	t Welcha	0,0242	(-0,0222; -0,0016)	0,0967	*d* Cohena	-0,3396
2 × 10	Radość	0,3249	0,3446	0,0196	U Manna–Whitneya	0,0236	–	0,0945	delta Cliffa	0,1869
	Smutek	0,2671	0,246	-0,0211	t Welcha	0,0096	(-0,0371; -0,0052)	0,0481	*d* Cohena	-0,3806
	Strach	0,2822	0,2682	-0,0139	t Welcha	0,0446	(-0,0275; -0,0003)	0,1082	*d* Cohena	-0,3
	Złość	0,2282	0,2164	-0,0118	t Welcha	0,0948	(-0,0257; 0,0021)	0,1082	*d* Cohena	-0,2474
	Wstręt	0,1716	0,159	-0,0126	t Welcha	0,0361	(-0,0244; -0,0008)	0,1082	*d* Cohena	-0,3059
2 × 20	Radość	0,2535	0,2902	0,0367	U Manna–Whitneya	0,0003	–	0,0017	delta Cliffa	0,2961
	Smutek	0,2995	0,2711	-0,0284	t Welcha	0,0012	(-0,0454; -0,0115)	0,0035	*d* Cohena	-0,4927
	Strach	0,3283	0,3022	-0,0261	t Welcha	0,0006	(-0,0407; -0,0115)	0,0022	*d* Cohena	-0,5247
	Złość	0,2828	0,2649	-0,0179	U Manna–Whitneya	0,0137	–	0,0275	delta Cliffa	-0,2034
	Wstręt	0,2148	0,2024	-0,0125	U Manna–Whitneya	0,2265	–	0,2265	delta Cliffa	-0,0999
2 × 50	Radość	0,2808	0,3048	0,024	U Manna–Whitneya	0,0309	–	0,0928	delta Cliffa	0,1782
	Smutek	0,2595	0,2413	-0,0182	U Manna–Whitneya	0,0079	–	0,0317	delta Cliffa	-0,2192
	Strach	0,2932	0,273	-0,0202	U Manna–Whitneya	0,0028	–	0,0139	delta Cliffa	-0,2469
	Złość	0,2708	0,2544	-0,0164	U Manna–Whitneya	0,0545	–	0,1026	delta Cliffa	-0,1587
	Wstręt	0,1962	0,1825	-0,0137	t Welcha	0,0513	(-0,0276; 0,0001)	0,1026	*d* Cohena	-0,285
2 × 100	Radość	0,3271	0,3474	0,0202	U Manna–Whitneya	0,0433	–	0,1732	delta Cliffa	0,1668
	Smutek	0,2615	0,2528	-0,0086	U Manna–Whitneya	0,2982	–	0,5963	delta Cliffa	-0,0859
	Strach	0,2834	0,2786	-0,0048	U Manna–Whitneya	0,9990	–	0,9990	delta Cliffa	0,0002
	Złość	0,2418	0,2339	-0,0078	U Manna–Whitneya	0,0998	–	0,2994	delta Cliffa	-0,1359
	Wstręt	0,1737	0,1563	-0,0174	U Manna–Whitneya	0,0135	–	0,0677	delta Cliffa	-0,2038

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.5

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
3 × 3	Radość	0,2358	0,2624	0,0266	U Manna–Whitneya	0,0043	–	0,0213	delta Cliffa	0,236
	Smutek	0,3333	0,3157	-0,0175	U Manna–Whitneya	0,0241	–	0,0963	delta Cliffa	-0,1862
	Strach	0,3439	0,3298	-0,0141	U Manna–Whitneya	0,0266	–	0,0963	delta Cliffa	-0,183
	Złość	0,2879	0,279	-0,009	U Manna–Whitneya	0,2632	–	0,5264	delta Cliffa	-0,0924
	Wstręt	0,1797	0,1765	-0,0032	U Manna–Whitneya	0,9365	–	0,9365	delta Cliffa	-0,0067
3 × 10	Radość	0,265	0,2991	0,034	U Manna–Whitneya	0,0017	–	0,0066	delta Cliffa	0,2597
	Smutek	0,3019	0,271	-0,031	t Welcha	$6{,}14 \times 10^{-5}$	(-0,0459; -0,0161)	0,0003	*d* Cohena	-0,5949
	Strach	0,3102	0,2926	-0,0176	U Manna–Whitneya	0,0030	–	0,0091	delta Cliffa	-0,2447
	Złość	0,2663	0,248	-0,0183	t Welcha	0,0058	(-0,0312; -0,0054)	0,0117	*d* Cohena	-0,4138
	Wstręt	0,1827	0,1752	-0,0075	U Manna–Whitneya	0,3109	–	0,3109	delta Cliffa	-0,0837
3 × 20	Radość	0,3082	0,3127	0,0046	U Manna–Whitneya	0,4856	–	1,0000	delta Cliffa	0,0576
	Smutek	0,256	0,2492	-0,0069	t Welcha	0,3535	(-0,0214; 0,0077)	1,0000	*d* Cohena	-0,1345
	Strach	0,2698	0,2618	-0,008	t Welcha	0,2252	(-0,0209; 0,0050)	1,0000	*d* Cohena	-0,178
	Złość	0,245	0,2501	0,0051	U Manna–Whitneya	0,4423	–	1,0000	delta Cliffa	0,0635
	Wstręt	0,1846	0,1823	-0,0023	t Welcha	0,7151	(-0,0146; 0,0101)	1,0000	*d* Cohena	-0,0532
3 × 50	Radość	0,2807	0,2957	0,015	t Welcha	0,2070	(-0,0084; 0,0385)	0,4141	*d* Cohena	0,186
	Smutek	0,2838	0,2694	-0,0144	U Manna–Whitneya	0,0489	–	0,2446	delta Cliffa	-0,1626
	Strach	0,3116	0,2996	-0,012	t Welcha	0,1077	(-0,0266; 0,0026)	0,4028	*d* Cohena	-0,2407
	Złość	0,2701	0,2554	-0,0148	t Welcha	0,1007	(-0,0325; 0,0029)	0,4028	*d* Cohena	-0,2487
	Wstręt	0,1993	0,1849	-0,0145	U Manna–Whitneya	0,2293	–	0,4141	delta Cliffa	-0,0993
3 × 100	Radość	0,3129	0,3495	0,0366	U Manna–Whitneya	0,0041	–	0,0203	delta Cliffa	0,2372
	Smutek	0,2589	0,2439	-0,015	t Welcha	0,1036	(-0,0331; 0,0031)	0,1036	*d* Cohena	-0,2443
	Strach	0,2874	0,2652	-0,0222	t Welcha	0,0047	(-0,0375; -0,0069)	0,0203	*d* Cohena	-0,419
	Złość	0,2403	0,2236	-0,0167	t Welcha	0,0413	(-0,0327; -0,0007)	0,0826	*d* Cohena	-0,3037
	Wstręt	0,1721	0,152	-0,0201	U Manna–Whitneya	0,0112	–	0,0335	delta Cliffa	-0,2095

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.5

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
5 × 3	Radość	0,2893	0,3131	0,0238	U Manna–Whitneya	0,0247	–	0,0988	delta Cliffa	0,1854
	Smutek	0,2814	0,2561	-0,0253	U Manna–Whitneya	0,0051	–	0,0257	delta Cliffa	-0,2309
	Strach	0,3052	0,2892	-0,016	t Welcha	0,0458	(-0,0318; -0,0003)	0,1330	*d* Cohena	-0,3016
	Złość	0,23	0,2166	-0,0134	t Welcha	0,0614	(-0,0274; 0,0006)	0,1330	*d* Cohena	-0,2812
	Wstręt	0,1779	0,1684	-0,0096	U Manna–Whitneya	0,0443	–	0,1330	delta Cliffa	-0,166
5 × 10	Radość	0,2963	0,3257	0,0294	U Manna–Whitneya	0,0078	–	0,0390	delta Cliffa	0,2196
	Smutek	0,2599	0,237	-0,0229	t Welcha	0,0089	(-0,0401; -0,0058)	0,0390	*d* Cohena	-0,3785
	Strach	0,2761	0,2669	-0,0092	t Welcha	0,2264	(-0,0241; 0,0057)	0,4037	*d* Cohena	-0,1707
	Złość	0,2323	0,2177	-0,0145	t Welcha	0,0436	(-0,0287; -0,0004)	0,1309	*d* Cohena	-0,2917
	Wstręt	0,18	0,1717	-0,0083	t Welcha	0,2018	(-0,0212; 0,0045)	0,4037	*d* Cohena	-0,1806
5 × 20	Radość	0,3173	0,3385	0,0212	U Manna–Whitneya	0,0492	–	0,1968	delta Cliffa	0,1624
	Smutek	0,2399	0,2244	-0,0155	U Manna–Whitneya	0,0120	–	0,0598	delta Cliffa	-0,2075
	Strach	0,2624	0,2518	-0,0106	U Manna–Whitneya	0,0915	–	0,2746	delta Cliffa	-0,1393
	Złość	0,2323	0,2318	-0,0005	U Manna–Whitneya	0,9054	–	1,0000	delta Cliffa	-0,0099
	Wstręt	0,1624	0,1645	0,0021	t Welcha	0,7015	(-0,0088; 0,0130)	1,0000	*d* Cohena	0,056
5 × 50	Radość	0,3271	0,3426	0,0155	t Welcha	0,2422	(-0,0106; 0,0416)	0,7265	*d* Cohena	0,1698
	Smutek	0,2391	0,2247	-0,0144	t Welcha	0,0977	(-0,0315; 0,0027)	0,3908	*d* Cohena	-0,2445
	Strach	0,2672	0,2559	-0,0113	U Manna–Whitneya	0,0762	–	0,3810	delta Cliffa	-0,1464
	Złość	0,2354	0,2256	-0,0098	U Manna–Whitneya	0,2489	–	0,7265	delta Cliffa	-0,0952
	Wstręt	0,1562	0,1519	-0,0043	U Manna–Whitneya	0,6162	–	0,7265	delta Cliffa	-0,0415
5 × 100	Radość	0,3602	0,3845	0,0242	t Welcha	0,0642	(-0,0014; 0,0499)	0,3208	*d* Cohena	0,2713
	Smutek	0,2329	0,2262	-0,0067	U Manna–Whitneya	0,1673	–	0,6690	delta Cliffa	-0,1141
	Strach	0,2611	0,2523	-0,0088	t Welcha	0,2707	(-0,0246; 0,0069)	0,7257	*d* Cohena	-0,159
	Złość	0,2106	0,2071	-0,0036	t Welcha	0,6549	(-0,0192; 0,0121)	0,7257	*d* Cohena	-0,0664
	Wstręt	0,1453	0,1373	-0,008	U Manna–Whitneya	0,2419	–	0,7257	delta Cliffa	-0,0967

Tab. A.6: Wyniki analizy statystycznej porównania grupy z AN i grupy kontrolnej dla konfiguracji modelu Skip-gram implementowanego z warstwą osadzeń i Negative Sampling, z lematyzacją.

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
2 × 3	Radość	0,3454	0,3604	0,0151	U Manna–Whitneya	0,1365	–	0,3905	delta Cliffa	0,123
	Smutek	0,2166	0,2054	-0,0112	t Welcha	0,0517	(-0,0225; 0,0001)	0,2068	*d* Cohena	-0,293
	Strach	0,2831	0,268	-0,0151	t Welcha	0,0402	(-0,0296; -0,0007)	0,2008	*d* Cohena	-0,3074
	Złość	0,2002	0,1943	-0,0059	U Manna–Whitneya	0,1302	–	0,3905	delta Cliffa	-0,125
	Wstręt	0,1516	0,1475	-0,0042	t Welcha	0,4210	(-0,0144; 0,0060)	0,4210	*d* Cohena	-0,1172
2 × 10	Radość	0,2587	0,2844	0,0256	U Manna–Whitneya	0,0102	–	0,0305	delta Cliffa	0,2121
	Smutek	0,2762	0,2537	-0,0224	U Manna–Whitneya	0,0007	–	0,0034	delta Cliffa	-0,2803
	Strach	0,2851	0,2654	-0,0197	t Welcha	0,0022	(-0,0322; -0,0072)	0,0087	*d* Cohena	-0,4648
	Złość	0,2955	0,278	-0,0176	U Manna–Whitneya	0,0423	–	0,0846	delta Cliffa	-0,1676
	Wstręt	0,1966	0,1908	-0,0058	U Manna–Whitneya	0,2479	–	0,2479	delta Cliffa	-0,0954
2 × 20	Radość	0,3222	0,3488	0,0266	U Manna–Whitneya	0,0673	–	0,2019	delta Cliffa	0,1511
	Smutek	0,2509	0,2362	-0,0147	t Welcha	0,0846	(-0,0315; 0,0020)	0,2019	*d* Cohena	-0,2617
	Strach	0,2658	0,2599	-0,006	t Welcha	0,4320	(-0,0209; 0,0090)	0,4320	*d* Cohena	-0,1174
	Złość	0,2402	0,2253	-0,0149	U Manna–Whitneya	0,0411	–	0,1643	delta Cliffa	-0,1687
	Wstręt	0,1766	0,1617	-0,015	U Manna–Whitneya	0,0248	–	0,1242	delta Cliffa	-0,1852
2 × 50	Radość	0,3408	0,3762	0,0354	U Manna–Whitneya	0,0063	–	0,0188	delta Cliffa	0,2257
	Smutek	0,2424	0,22	-0,0223	U Manna–Whitneya	0,0107	–	0,0214	delta Cliffa	-0,2107
	Strach	0,2798	0,2713	-0,0085	U Manna–Whitneya	0,4467	–	0,4467	delta Cliffa	-0,0629
	Złość	0,2197	0,1989	-0,0208	t Welcha	0,0042	(-0,0350; -0,0066)	0,0170	*d* Cohena	-0,4251
	Wstręt	0,17	0,1523	-0,0176	U Manna–Whitneya	0,0023	–	0,0113	delta Cliffa	-0,252
2 × 100	Radość	0,3296	0,3733	0,0437	U Manna–Whitneya	0,0006	–	0,0017	delta Cliffa	0,2851
	Smutek	0,2477	0,216	-0,0318	U Manna–Whitneya	0,0002	–	0,0010	delta Cliffa	-0,3074
	Strach	0,281	0,2504	-0,0306	t Welcha	0,0003	(-0,0468; -0,0143)	0,0011	*d* Cohena	-0,5486
	Złość	0,2384	0,2191	-0,0193	t Welcha	0,0197	(-0,0356; -0,0031)	0,0197	*d* Cohena	-0,3416
	Wstręt	0,1798	0,1576	-0,0222	U Manna–Whitneya	0,0051	–	0,0103	delta Cliffa	-0,2309

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.6

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
3 × 3	Radość	0,2584	0,2816	0,0232	U Manna–Whitneya	0,0194	–	0,0972	delta Cliffa	0,1929
	Smutek	0,2887	0,275	-0,0136	U Manna–Whitneya	0,1039	–	0,4054	delta Cliffa	-0,1343
	Strach	0,3131	0,3003	-0,0127	U Manna–Whitneya	0,1076	–	0,4054	delta Cliffa	-0,1329
	Złość	0,2369	0,2272	-0,0097	U Manna–Whitneya	0,1098	–	0,4054	delta Cliffa	-0,1321
	Wstręt	0,1867	0,1777	-0,0091	U Manna–Whitneya	0,1013	–	0,4054	delta Cliffa	-0,1353
3 × 10	Radość	0,3221	0,3382	0,0161	U Manna–Whitneya	0,2056	–	0,9062	delta Cliffa	0,1046
	Smutek	0,2585	0,2432	-0,0153	U Manna–Whitneya	0,1812	–	0,9062	delta Cliffa	-0,1104
	Strach	0,2736	0,2656	-0,0079	U Manna–Whitneya	0,2549	–	0,9062	delta Cliffa	-0,094
	Złość	0,2316	0,2302	-0,0013	t Welcha	0,8553	(-0,0159; 0,0132)	0,9062	*d* Cohena	-0,0266
	Wstręt	0,1807	0,1719	-0,0087	t Welcha	0,1925	(-0,0219; 0,0045)	0,9062	*d* Cohena	-0,1909
3 × 20	Radość	0,3523	0,3712	0,0189	U Manna–Whitneya	0,0506	–	0,1887	delta Cliffa	0,1614
	Smutek	0,2416	0,2231	-0,0185	t Welcha	0,0134	(-0,0331; -0,0039)	0,0671	*d* Cohena	-0,3654
	Strach	0,2642	0,2547	-0,0095	t Welcha	0,1684	(-0,0231; 0,0041)	0,3369	*d* Cohena	-0,2009
	Złość	0,228	0,2189	-0,009	t Welcha	0,2378	(-0,0241; 0,0060)	0,3369	*d* Cohena	-0,1768
	Wstręt	0,1673	0,1567	-0,0106	t Welcha	0,0472	(-0,0210; -0,0001)	0,1887	*d* Cohena	-0,2939
3 × 50	Radość	0,386	0,3933	0,0073	t Welcha	0,5646	(-0,0177; 0,0323)	1,0000	*d* Cohena	0,0838
	Smutek	0,2129	0,2069	-0,006	U Manna–Whitneya	0,4394	–	1,0000	delta Cliffa	-0,0639
	Strach	0,2448	0,2499	0,0051	t Welcha	0,5322	(-0,0111; 0,0214)	1,0000	*d* Cohena	0,0915
	Złość	0,2003	0,1982	-0,0021	t Welcha	0,7802	(-0,0169; 0,0127)	1,0000	*d* Cohena	-0,041
	Wstręt	0,1494	0,1452	-0,0042	U Manna–Whitneya	0,2847	–	1,0000	delta Cliffa	-0,0884
3 × 100	Radość	0,3593	0,4003	0,041	U Manna–Whitneya	0,0001	–	0,0007	delta Cliffa	0,3134
	Smutek	0,2237	0,1986	-0,025	U Manna–Whitneya	0,0012	–	0,0048	delta Cliffa	-0,2675
	Strach	0,2521	0,2333	-0,0189	U Manna–Whitneya	0,0082	–	0,0164	delta Cliffa	-0,2182
	Złość	0,2207	0,2023	-0,0184	t Welcha	0,0147	(-0,0331; -0,0037)	0,0164	*d* Cohena	-0,3614
	Wstręt	0,145	0,1292	-0,0158	t Welcha	0,0047	(-0,0267; -0,0049)	0,0141	*d* Cohena	-0,4113

Kontynuacja na następnej stronie

Kontynuacja tab. A.6

Konfiguracja (okno × wymiar)	Emocja	Średnia (GCh)	Średnia (GK)	Różnica średnich	Test	p	95% CI (Welch)	p_{Holm}	Miara efektu	Wielkość efektu
5 × 3	Radość	0,2275	0,2554	0,028	U Manna–Whitneya	0,0076	–	0,0382	delta Cliffa	0,2202
	Smutek	0,3406	0,3264	-0,0142	U Manna–Whitneya	0,3639	–	0,9221	delta Cliffa	-0,075
	Strach	0,3114	0,3035	-0,0079	U Manna–Whitneya	0,5312	–	0,9221	delta Cliffa	-0,0518
	Złość	0,2849	0,2731	-0,0119	U Manna–Whitneya	0,1265	–	0,5059	delta Cliffa	-0,1262
	Wstręt	0,1972	0,191	-0,0062	U Manna–Whitneya	0,3074	–	0,9221	delta Cliffa	-0,0843
5 × 10	Radość	0,2597	0,2883	0,0285	U Manna–Whitneya	0,0080	–	0,0321	delta Cliffa	0,2188
	Smutek	0,3028	0,2742	-0,0286	t Welcha	0,0005	(-0,0445; -0,0127)	0,0024	*d* Cohena	-0,5118
	Strach	0,3125	0,2977	-0,0148	U Manna–Whitneya	0,0623	–	0,1247	delta Cliffa	-0,1539
	Złość	0,2449	0,2328	-0,0121	U Manna–Whitneya	0,0327	–	0,0981	delta Cliffa	-0,1763
	Wstręt	0,1845	0,1775	-0,007	U Manna–Whitneya	0,2489	–	0,2489	delta Cliffa	-0,0952
5 × 20	Radość	0,2903	0,329	0,0387	U Manna–Whitneya	0,0002	–	0,0009	delta Cliffa	0,3078
	Smutek	0,25	0,2308	-0,0192	U Manna–Whitneya	0,0023	–	0,0046	delta Cliffa	-0,2516
	Strach	0,2692	0,2547	-0,0145	U Manna–Whitneya	0,0341	–	0,0341	delta Cliffa	-0,1749
	Złość	0,2378	0,2191	-0,0188	U Manna–Whitneya	0,0014	–	0,0042	delta Cliffa	-0,2637
	Wstręt	0,2091	0,1872	-0,0219	t Welcha	0,0002	(-0,0332; -0,0106)	0,0009	*d* Cohena	-0,5276
5 × 50	Radość	0,3553	0,3866	0,0313	U Manna–Whitneya	0,0043	–	0,0171	delta Cliffa	0,2358
	Smutek	0,2351	0,2104	-0,0247	U Manna–Whitneya	0,0011	–	0,0056	delta Cliffa	-0,2692
	Strach	0,2622	0,2527	-0,0095	t Welcha	0,2032	(-0,0242; 0,0052)	0,2032	*d* Cohena	-0,1865
	Złość	0,2119	0,1939	-0,018	t Welcha	0,0076	(-0,0312; -0,0048)	0,0228	*d* Cohena	-0,3927
	Wstręt	0,1633	0,1501	-0,0131	t Welcha	0,0387	(-0,0256; -0,0007)	0,0774	*d* Cohena	-0,3019
5 × 100	Radość	0,4013	0,4284	0,0271	t Welcha	0,0382	(0,0015; 0,0527)	0,0764	*d* Cohena	0,3061
	Smutek	0,2162	0,1963	-0,0199	U Manna–Whitneya	0,0081	–	0,0324	delta Cliffa	-0,2186
	Strach	0,2475	0,2343	-0,0132	U Manna–Whitneya	0,0688	–	0,0764	delta Cliffa	-0,1503
	Złość	0,2008	0,1841	-0,0167	U Manna–Whitneya	0,0183	–	0,0550	delta Cliffa	-0,1947
	Wstręt	0,1389	0,1222	-0,0166	U Manna–Whitneya	0,0016	–	0,0078	delta Cliffa	-0,2611

B. Opublikowane prace

Rojewska, K., Maćkowska, S., Maćkowski, M., Różańska, A., **Barańska, K.**, Dzieciątko, M., & Spinczyk, D. (2022). Natural Language Processing and Machine Learning Supporting the Work of a Psychologist and Its Evaluation on the Example of Support for Psychological Diagnosis of Anorexia. Applied Sciences-Basel, 12(9), Artykuł 4702. https://doi.org/10.3390/app12094702

Punktacja MNiSW: 100, IF: 2,7

Barańska, K., Różańska, A., Maćkowska, S., Rojewska, K., & Spinczyk, D. (2022). Determining the intensity of basic emotions among people suffering from anorexia nervosa based on free statements about their body. Electronics (Switzerland), 11(1), Artykuł 138. https://doi.org/10.3390/electronics11010138

Punktacja MNiSW: 100, IF: 2,9

Maćkowska, S., **Barańska, K.**, Różańska, A., Rojewska, K., & Spinczyk, D. (2022). Morphological language features of anorexia patients based on natural language processing. W E. Piętka, P. Badura, J. Kawa, & W. Więcławek (Redaktorzy), Information technology in biomedicine : 9th International Conference, ITIB 2022, Kamień Śląski, Poland, June 20-22, 2022. https://doi.org/10.1007/978-3-031-09135-3_9

Punktacja MNiSW: 20

Gliwska, E., **Barańska, K.**, Maćkowska, S., Różańska, A., Sobol, A., & Spinczyk, D. (2023). The use of natural language processing for computer-aided diagnostics and monitoring of body image perception in patients with cancers. Cancers, 15(22), Artykuł 5437. https://doi.org/10.3390/cancers15225437

Punktacja MNiSW: 200, IF: 4,5

Maćkowska, S., **Barańska, K.**, Różańska, A., Gliwska, E., & Spinczyk, D. (2023). NLP methodsapplied in computer-aided diagnostics of body image in head and neck cancer. W P. Strumiłło, A. Klepaczko, M. Strzelecki, & D. Bociąga (Redaktorzy), XXXIII Polish Conference on Biocybernetics and Biomedical Engineering. Book of abstracts.
https://pcbbe.p.lodz.pl/images/pdf/PCBBE_2023_Book_of_Abstracts.pdf

Różańska, A., Gliwska, E., **Barańska, K.**, Maćkowska, S., Sobol, A., & Spin-

czyk, D. (2024). The use of natural language processing elements for computer-aided diagnostics and monitoring of body image perception in enterally fed patients with head and neck or upper gastrointestinal tract cancers. Cancers, 16(7), Artykuł 1353. https://doi.org/10.3390/cancers16071353

Punktacja MNiSW: 140, IF: 4,4

Bibliografia

[1] Abdoli, M., Schiechtl, E., Rosato, M. S., Mangweth-Matzek, B., Cotrufo, P., & Hüfner, K. (2025). Body image, self-esteem, emotion regulation, and eating disorders in adults: A systematic review. *Neuropsychiatrie*, *39*(3), 118–132. https://doi.org/10.1007/s40211-025-00544-4 (cytowane na stronach 18 i 19).

[2] Aleqabie, H., Sfoq, M., Albeer, R., & Abd, E. (2024). A Review Of Text-Mining Techniques: Trends, and Applications In Various Domains. *Iraqi Journal for Computer Science and Mathematics*, *5*(1). https://doi.org/10.52866/ijcsm.2024.05.01.009 (cytowane na stronie 29).

[3] Allen, K. L., Mountford, V. A., Elwyn, R., Flynn, M., Fursland, A., Obeid, N., Partida, G., Richards, K., Schmidt, U., Serpell, L., Silverstein, S., & Wade, T. (2023). A framework for conceptualising early intervention for eating disorders. *European Eating Disorders Review*, *31*(2), 320–334. https://doi.org/10.1002/erv.2959 (cytowane na stronie 11).

[4] Aloi, M., Rania, M., Lo Coco, G., Carcione, A., Castellini, G., Waldherr, K., & Segura-Garcia, C. (2024). Editorial: Psychosocial risk factors in the development, maintenance and treatment outcome of eating disorders. *Frontiers in Psychology*, *15*, 1486941. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1486941 (cytowane na stronie 8).

[5] Aman, S., & Szpakowicz, S. (2007). Identifying expressions of emotion in text. V. Matoušek & P. Mautner (Red.), *Text, speech and dialogue* (pp. 196–205). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-74628-7_27 (cytowane na stronie 39).

[6] American Psychiatric Association. (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders* (Fifth Edition). https://doi.org/10.1176/appi.books.9780890425596 (cytowane na stronie 8).

[7] *The american psychiatric association practice guideline for the treatment of patients with eating disorders* [ISBN: 9780890424865]. (B.d.). Dostęp: 21 lipca 2026, from https://psychiatryonline.org/doi/epub/10.1176/appi.books.9780890424865 (cytowane na stronie 11).

[8] Anderson, L. K., Claudat, K., Cusack, A., Brown, T. A., & Et., A. (2018). Differences in emotion regulation difficulties among adults and adolescents across eating disorder diagnoses. *Journal of Clinical Psychology*. https://doi.org/10.1002/jclp.22638 (cytowane na stronie 44).

[9] Anna Brytek - Matera & Adriana Rybicka - Klimczyk. (2009). *Wizerunek ciała w anoreksji i bulimii psychicznej*. Difin. (Cytowane na stronach 18 i 19).

[10] Arnow, B., Kenardy, J., & Agras, W. S. (1995). The Emotional Eating Scale: the development of a measure to assess coping with negative affect by eating. *The International Journal of Eating Disorders*, *18*(1), 79–90. https://doi.org/10.1002/1098-108x(199507)18:1<79::aid-eat2260180109>3.0.co;2-v (cytowane na stronie 45).

[11] Asudani, D. S., Nagwani, N. K., & Singh, P. (2023). Impact of word embedding models on text analytics in deep learning environment: A review. *Artificial Intelligence Review*, *56*(9), 10345–10425. https://doi.org/10.1007/s10462-023-10419-1 (cytowane na stronach 31, 32 i 34).

[12] Ayd, F. J. (1995). *Lexicon of psychiatry, neurology, and the neurosciences* [Google-Books-ID: b8drAAAAMAAJ]. Williams & Wilkins. (Cytowane na stronach 11 i 12).

[13] Azzopardi, L., Girolami, M., & Crowe, M. (2005). Probabilistic hyperspace analogue to language. *Proceedings of the 28th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, 575–576. https://doi.org/10.1145/1076034.1076135 (cytowane na stronie 32).

[14] Bagher Zadeh, A., Liang, P. P., Poria, S., Cambria, E., & Morency, L.-P. (2018). Multimodal Language Analysis in the Wild: CMU-MOSEI Dataset and Interpretable Dynamic Fusion Graph. I. Gurevych & Y. Miyao (Red.), *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)* (pp. 2236–2246). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/P18-1208 (cytowane na stronie 41).

[15] Barakat, S., McLean, S. A., Bryant, E., Le, A., Marks, P., National Eating Disorder Research Consortium, Touyz, S., & Maguire, S. (2023). Risk factors for eating disorders: findings from a rapid review. *Journal of Eating Disorders*, *11*(1), 8. https://doi.org/10.1186/s40337-022-00717-4 (cytowane na stronach 7 i 8).

[16] Barańska, K., Różańska, A., Maćkowska, S., Rojewska, K., & Spinczyk, D. (2022). Determining the intensity of basic emotions among people suffering from anorexia nervosa based on free statements about their body. *Electronics*, *11*(1), 138. https://doi.org/10.3390/electronics11010138 (cytowane na stronie 59).

[17] Bardone-Cone, A. M., Thompson, K. A., & Miller, A. J. (2020). The self and eating disorders. *Journal of Personality*, *88*(1), 59–75. https://doi.org/10.1111/jopy.12448 (cytowane na stronie 18).

[18] Basile, A., Franco-Salvador, M., Pawar, N., Štajner, S., Chinea Rios, M., & Benajiba, Y. (2019). SymantoResearch at SemEval-2019 Task 3: Combined Neural Models for Emotion Classification in Human-Chatbot Conver-

sations. J. May, E. Shutova, A. Herbelot, X. Zhu, M. Apidianaki, & S. M. Mohammad (Red.), *Proceedings of the 13th International Workshop on Semantic Evaluation* (pp. 330–334). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/S19-2057 (cytowane na stronie 40).

[19] Bąk, W. (2016). Pomiar stanu, cechy, ekspresji i kontroli złości. Polska adaptacja kwestionariusza STAXI-2 (cytowane na stronie 109).

[20] Bektas, S., Keeler, J. L., Anderson, L. M., Mutwalli, H., Himmerich, H., & Treasure, J. (2022). Disgust and self-disgust in eating disorders: A systematic review and meta-analysis. *Nutrients*, *14*(9), 1728. https://doi.org/10.3390/nu14091728 (cytowane na stronach 17 i 110).

[21] Bell, K., Coulthard, H., & Wildbur, D. (2017). Self-disgust within eating disordered groups: Associations with anxiety, disgust sensitivity and sensory processing. *European Eating Disorders Review*, *25*(5), 373–380. https://doi.org/10.1002/erv.2529 (cytowane na stronach 17 i 110).

[22] Bernardino, R. G., & Ferreira, A. d. C. (2025). Emotional dysregulation in eating disorders: A comparative analysis of affective processes in anorexia, bulimia and binge eating. *Direct Science Open Journal*, *1*(1). https://doi.org/10.65617/dsoj.v1i1.22 (cytowane na stronie 15).

[23] bieli. (n.d.). stopwords: Popular stopwords for general languages [Plik: polish.stopwords.txt]. (Cytowane na stronie 49).

[24] Bilikiewicz, A., Pużyński, S., Rybakowski, J., & Wciórka, J. (Red.). (2002). *Psychiatria. Tom 2: Psychiatria kliniczna*. Wydawnictwo Medyczne Urban & Partner. (Cytowane na stronie 12).

[25] Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *The Journal of Machine Learning Research*, *3*, 993–1022 (cytowane na stronie 33).

[26] Boyle, G. J. (1984). Reliability and validity of Izard's differential emotions scale. *Personality and Individual Differences - PERS INDIV DIFFER*, *5*, 747–750. https://doi.org/10.1016/0191-8869(84)90124-7 (cytowane na stronie 43).

[27] Brytek-Matera, A. (2023). Prevalence of anorexia nervosa and bulimia nervosa in eastern europe. *Psychiatria i Psychologia Kliniczna*, *23*(4), 332–337. https://doi.org/10.15557/PiPK.2023.0041 (cytowane na stronie 5).

[28] Burkhardt, H., Pullmann, M., Hull, T., Areán, P., & Cohen, T. (2022). Comparing emotion feature extraction approaches for predicting depression and anxiety. A. Zirikly, D. Atzil-Slonim, M. Liakata, S. Bedrick, B. Desmet, M. Ireland, A. Lee, S. MacAvaney, M. Purver, R. Resnik, & A. Yates (Red.), *Proceedings of the Eighth Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology* (pp. 105–115). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/2022.clpsych-1.9 (cytowane na stronie 20).

[29] Cai, Y., Li, X., & Li, J. (2023). Emotion recognition using different sensors, emotion models, methods and datasets: A comprehensive review. *Sensors*, *23*(5), 2455. https://doi.org/10.3390/s23052455 (cytowane na stronie 25).

[30] Camacho-Collados, J., & Pilehvar, M. T. (2020). Embeddings in Natural Language Processing. L. Specia & D. Beck (Red.), *Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics: Tutorial Abstracts* (pp. 10–15). International Committee for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/2020.coling-tutorials.2 (cytowane na stronie 38).

[31] Cardi, V., Corfield, F., Leppanen, J., Rhind, C., Deriziotis, S., Hadjimichalis, A., Hibbs, R., Micali, N., & Treasure, J. (2015). Emotional processing, recognition, empathy and evoked facial expression in eating disorders: An experimental study to map deficits in social cognition. *PLOS ONE*, *10*(8), e0133827. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0133827 (cytowane na stronie 108).

[32] Cassioli, E., Rossi, E., D'Anna, G., Martelli, M., Hazzard, V. M., Crosby, R. D., Wonderlich, S. A., Ricca, V., & Castellini, G. (2022). A 1-year follow-up study of the longitudinal interplay between emotion dysregulation and childhood trauma in the treatment of anorexia nervosa. *The International Journal of Eating Disorders*, *55*(1), 98–107. https://doi.org/10.1002/eat.23647 (cytowane na stronie 16).

[33] Chen, J., Mashkova, O., Zhapa-Camacho, F., Hoehndorf, R., He, Y., & Horrocks, I. (2025). Ontology Embedding: A Survey of Methods, Applications and Resources. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, *37*(7), 4193–4212. https://doi.org/10.1109/tkde.2025.3559023 (cytowane na stronie 29).

[34] Chęć, M., & Michałowska, S. (2024). Cognitive behavioral therapy for adolescents with eating disorders, with particular regard to clinical perfectionism. *Psychiatria Polska*, *58*(5), 773–788. https://doi.org/10.12740/PP/175717 (cytowane na stronie 11).

[35] Cierpiałkowska, L., & Sęk, H. (Red.). (2016). *Psychologia kliniczna*. Wydawnictwo Naukowe PWN. (Cytowane na stronie 7).

[36] Claes, L., Jiménez-Murcia, S., Santamaría, J. J., Moussa, M. B., Sánchez, I., Forcano, L., Magnenat-Thalmann, N., Konstantas, D., Overby, M. L., Nielsen, J., Bults, R. G. A., Granero, R., Lam, T., Kalapanidas, E., Treasure, J., & Fernández-Aranda, F. (2012). The facial and subjective emotional reaction in response to a video game designed to train emotional regulation (Playmancer). *European Eating Disorders Review: The Journal of the Eating Disorders Association*, *20*(6), 484–489. https://doi.org/10.1002/erv.2212 (cytowane na stronach 109 i 110).

[37] Clark, K., Khandelwal, U., Levy, O., & Manning, C. D. (2019). What Does BERT Look at? An Analysis of BERT's Attention. T. Linzen, G. Chrupała, Y. Belinkov, & D. Hupkes (Red.), *Proceedings of the 2019 ACL*

Workshop BlackboxNLP: Analyzing and Interpreting Neural Networks for NLP (pp. 276–286). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/W19-4828 (cytowane na stronie 57).

[38] Clausen, L., Rosenvinge, J. H., Friborg, O., & Rokkedal, K. (2011). Validating the Eating Disorder Inventory-3 (EDI-3): A Comparison Between 561 Female Eating Disorders Patients and 878 Females from the General Population. *Journal of Psychopathology and Behavioral Assessment*, *33*(1), 101–110. https://doi.org/10.1007/s10862-010-9207-4 (cytowane na stronie 45).

[39] Cliff, N. (1993). Dominance statistics: Ordinal analyses to answer ordinal questions. *Psychological Bulletin*, *114*(3), 494–509. https://doi.org/10.1037/0033-2909.114.3.494 (cytowane na stronie 64).

[40] Cogodi, E., Ranieri, J., Martelli, A., & Di Giacomo, D. (2024). Emotional Dysregulation in Anorexia Nervosa: Scoping Review of Psychological Treatments. *Healthcare*, *12*(14), 1388. https://doi.org/10.3390/healthcare12141388 (cytowane na stronie 16).

[41] Cohen, J. (2013). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). Routledge. https://doi.org/10.4324/9780203771587 (cytowane na stronie 64).

[42] Cortiz, D. (2021). Exploring Transformers in Emotion Recognition: a comparison of BERT, DistillBERT, RoBERTa, XLNet and ELECTRA. https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.02041 (cytowane na stronie 40).

[43] Crone, C., Fochtmann, L. J., Attia, E., Boland, R., Escobar, J., Fornari, V., Golden, N., Guarda, A., Jackson-Triche, M., Manzo, L., Mascolo, M., Pierce, K., Riddle, M., Seritan, A., Uniacke, B., Zucker, N., Yager, J., Craig, T. J., Hong, S.-H., & Medicus, J. (2023). The American Psychiatric Association Practice Guideline for the Treatment of Patients With Eating Disorders. *American Journal of Psychiatry*, *180*, 167–171. https://doi.org/10.1176/appi.ajp.23180001 (cytowane na stronie 15).

[44] Culbert, K. M., Racine, S. E., & Klump, K. L. (2015). Research review: What we have learned about the causes of eating disorders – a synthesis of sociocultural, psychological, and biological research. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, *56*(11), 1141–1164. https://doi.org/10.1111/jcpp.12441 (cytowane na stronach 7 i 8).

[45] Dane, A., & Bhatia, K. (2023). The social media diet: A scoping review to investigate the association between social media, body image and eating disorders amongst young people. *PLOS Global Public Health*, *3*(3), e0001091. https://doi.org/10.1371/journal.pgph.0001091 (cytowane na stronie 5).

[46] Dapelo, M. M., Hart, S., Hale, C., Morris, R., & Tchanturia, K. (2016). Expression of positive emotions differs in illness and recovery in anorexia nervosa. *Psychiatry Research*, *246*, 48–51. https://doi.org/10.1016/j.psychres.2016.09.014 (cytowane na stronie 107).

[47] Davies, H., Schmidt, U., Stahl, D., & Tchanturia, K. (2011). Evoked facial emotional expression and emotional experience in people with anorexia nervosa. *The International Journal of Eating Disorders*, *44*(6), 531–539. https://doi.org/10.1002/eat.20852 (cytowane na stronie 108).

[48] Deerwester, S., Dumais, S. T., Furnas, G. W., Landauer, T. K., & Harshman, R. (1990). Indexing by latent semantic analysis. *Journal of the American Society for Information Science*, *41*(6), 391–407. https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-4571(199009)41:6<391::AID-ASI1>3.0.CO;2-9 (cytowane na stronie 32).

[49] Denecke, K., Vaaheesan, S., & Arulnathan, A. (2021). A Mental Health Chatbot for Regulating Emotions (SERMO) - Concept and Usability Test. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, *9*(3), 1170–1182. https://doi.org/10.1109/TETC.2020.2974478 (cytowane na stronie 42).

[50] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. J. Burstein, C. Doran, & T. Solorio (Red.), *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)* (pp. 4171–4186). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423 (cytowane na stronie 37).

[51] *Diagnostic and statistical manual of mental disorders, 4th ed.* (1994). American Psychiatric Publishing, Inc. (Cytowane na stronie 12).

[52] Diener, E., Wirtz, D., Tov, W., Kim-Prieto, C., Choi, D.-w., Oishi, S., & Biswas-Diener, R. (2010). New well-being measures: Short scales to assess flourishing and positive and negative feelings. *Social Indicators Research: An International and Interdisciplinary Journal for Quality-of-Life Measurement*, *97*(2), 143–156 (cytowane na stronie 43).

[53] Dmitrzak-Węglarz, M., Jaracz, J., Słopień, A., Maciukiewicz, M., & Rajewski, A. (2010). Zaburzenia rozpoznawania emocji u chorych na jadłowstręt psychiczny w okresie adolescencyjnym. *Neuropsychiatria i Neuropsychologia/Neuropsychiatry and Neuropsychology*, *5*(2) (cytowane na stronie 109).

[54] *Eating disorders: recognition and treatment.* (2020). National Institute for Health; Care Excellence (NICE). (Cytowane na stronie 15).

[55] *Eating disorders: recognition and treatment | Guidance | NICE.* (2017). Dostęp: 21 lipca 2026, from https://www.nice.org.uk/guidance/ng69 (cytowane na stronie 11).

[56] Ekman, P. (1992). An argument for basic emotions. *Cognition and Emotion*, *6*(3), 169–200. https://doi.org/10.1080/02699939208411068 (cytowane na stronach 25 i 27).

[57] Elliott, H., Jones, P. J., & Schmidt, U. (2020). Central Symptoms Predict Posttreatment Outcomes and Clinical Impairment in Anorexia Nervosa:

A Network Analysis. *Clinical Psychological Science*, *8*(1), 139–154. https://doi.org/10.1177/2167702619865958 (cytowane na stronie 6).

[58] Espeset, E. M. S., Gulliksen, K. S., Nordbø, R. H. S., Skårderud, F., & Holte, A. (2012). The link between negative emotions and eating disorder behaviour in patients with anorexia nervosa. *European Eating Disorders Review: The Journal of the Eating Disorders Association*, *20*(6), 451–460. https://doi.org/10.1002/erv.2183 (cytowane na stronach 108, 109 i 110).

[59] Explosion AI. (n.d.). Polish: spaCy Models Documentation. (Cytowane na stronie 49).

[60] Fairburn, C. G., Cooper, Z., & Shafran, R. (2003). Cognitive behaviour therapy for eating disorders: a "transdiagnostic" theory and treatment. *Behaviour Research and Therapy*, *41*(5), 509–528. https://doi.org/10.1016/s0005-7967(02)00088-8 (cytowane na stronie 13).

[61] Feng, B., Harms, J., Chen, E., Gao, P., Xu, P., & He, Y. (2023). Current discoveries and future implications of eating disorders. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *20*(14), 6325. https://doi.org/10.3390/ijerph20146325 (cytowane na stronie 11).

[62] Fernández-Pinto, I., Santamaría, P., Sánchez-Sánchez, F., Carrasco, M. Á., & del Barrio, V. (2015). *SENA. Sistema de Evaluación de Niños y Adolescentes. Manual de aplicación, corrección e interpretación*. TEA Ediciones. (Cytowane na stronie 44).

[63] Foroughi, N., Madden, S., Clarke, S., Kohn, M., Donnelly, B., Touyz, S., & Hay, P. (2020). Do emotional responses to food images differ within different types of eating disorders? *Australasian Psychiatry*, *28*(2), 128–133. https://doi.org/10.1177/1039856218789790 (cytowane na stronach 107, 109 i 110).

[64] Fox, J. R. E., & Power, M. J. (2009). Eating disorders and multi-level models of emotion: An integrated model. *Clinical Psychology & Psychotherapy*. https://doi.org/10.1002/cpp.626 (cytowane na stronie 107).

[65] Fox, J. R. E., Smithson, E., Baillie, S., Ferreira, N., Mayr, I., & Power, M. J. (2013). Emotion coupling and regulation in anorexia nervosa. *Clinical Psychology & Psychotherapy*, *20*(4), 319–333. https://doi.org/10.1002/cpp.1823 (cytowane na stronie 110).

[66] Galileo Medical. (2025). *Zaburzenia Odżywiania w Polsce - Raport* (Sekcja: Zaburzenia odżywiania). (Cytowane na stronie 6).

[67] Galmiche, M., Déchelotte, P., Lambert, G., & Tavolacci, M. P. (2019). Prevalence of eating disorders over the 2000–2018 period: a systematic literature review. *The American Journal of Clinical Nutrition*, *109*(5), 1402–1413. https://doi.org/10.1093/ajcn/nqy342 (cytowane na stronie 5).

[68] Gliwska, E., Barańska, K., Maćkowska, S., Różańska, A., Sobol, A., & Spinczyk, D. (2023). The Use of Natural Language Processing for Computer-Aided Diagnostics and Monitoring of Body Image Perception in Patients

with Cancers. *Cancers*, *15*(22). https://doi.org/10.3390/cancers15225437 (cytowane na stronach 92, 94 i 95).

[69] Hahn, J. S., Flouri, E., Harrison, A., Lewis, G., & Solmi, F. (2025). Family Socioeconomic Position and Eating Disorder Symptoms Across Adolescence. *JAMA Network Open*, *8*(8), e2527934. https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2025.27934 (cytowane na stronie 7).

[70] Hallion, L. S., Steinman, S. A., Tolin, D. F., & Diefenbach, G. J. (2018). Psychometric Properties of the Difficulties in Emotion Regulation Scale (DERS) and Its Short Forms in Adults With Emotional Disorders. *Frontiers in Psychology*, *9*, 539. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.00539 (cytowane na stronie 44).

[71] Hauschild, J., & Eskridge, K. (2024). Word embedding and classification methods and their effects on fake news detection. *Machine Learning with Applications*, *17*, 100566. https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2024.100566 (cytowane na stronie 31).

[72] Hay, P. (2020). Current approach to eating disorders: a clinical update. *Internal Medicine Journal*, *50*(1), 24–29. https://doi.org/10.1111/imj.14691 (cytowane na stronie 11).

[73] Henderson, Z. B., Fox, J. R., Trayner, P., & Wittkowski, A. (2019). Emotional development in eating disorders: A qualitative metasynthesis. *Clinical Psychology & Psychotherapy*, *26*(4), 440–457. https://doi.org/10.1002/cpp.2365 (cytowane na stronach 16, 17 i 18).

[74] Hewlings, S. J. (2023). Eating disorders and dietary supplements: A review of the science. *Nutrients*, *15*(9), 2076. https://doi.org/10.3390/nu15092076 (cytowane na stronie 7).

[75] Hofmann, T. (1999). Probabilistic latent semantic indexing. *Proceedings of the 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, 50–57. https://doi.org/10.1145/312624.312649 (cytowane na stronach 32 i 33).

[76] Holm, S. (1979). A simple sequentially rejective multiple test procedure. *Scandinavian Journal of Statistics*, *6*(2), 65–70 (cytowane na stronie 64).

[77] Huryk, K. M., Drury, C. R., & Loeb, K. L. (2021). Diseases of affluence? a systematic review of the literature on socioeconomic diversity in eating disorders. *Eating Behaviors*, *43*, 101548. https://doi.org/10.1016/j.eatbeh.2021.101548 (cytowane na stronie 7).

[78] Izard, C. E. (1991). *The psychology of emotions*. Springer Science & Business Media. (Cytowane na stronach 25 i 26).

[79] Izard, C. E. (2007). Basic Emotions, Natural Kinds, Emotion Schemas, and a New Paradigm. *Perspectives on Psychological Science: A Journal of the Association for Psychological Science*, *2*(3), 260–280. https://doi.org/10.1111/j.1745-6916.2007.00044.x (cytowane na stronach 25 i 26).

[80] Izard, C.E., Dougherty, F.E., Bloxon, B.M., & Kotsch, N.E. (1974). *The Differential Emotions Scale A Method of Measuring the Subjective Experience of Discrete Emotions*. (Cytowane na stronie 43).

[81] Jaworowska, A., & Matczak, A. (2008). *INTE. Kwestionariusz Inteligencji Emocjonalnej*. Pracownia Testów Psychologicznych Polskiego Towarzystwa Psychologicznego. (Cytowane na stronie 44).

[82] Jaworski, M., Panczyk, M., Śliwczyński, A., Brzozowska, M., Janaszek, K., Małkowski, P., & Gotlib, J. (2019). Eating Disorders in Males: An 8-Year Population-Based Observational Study. *American Journal of Men's Health*, *13*(4), 1557988319860970. https://doi.org/10.1177/1557988319860970 (cytowane na stronie 5).

[83] Johnson, S. J., Murty, M. R., & Navakanth, I. (2024). A detailed review on word embedding techniques with emphasis on word2vec. *Multimedia Tools and Applications*, *83*(13), 37979–38007. https://doi.org/10.1007/s11042-023-17007-z (cytowane na stronach 31, 34 i 35).

[84] Joos, A. A. B., Gille, M., Hartmann, A., Unterbrink, T., Wetzler-Burmeister, E., Scheidt, C., Waller, E., Bauer, J., Wirsching, M., & Zeeck, A. (2012). Emotional perception in patients with eating disorders in comparison with depressed patients. *European Eating Disorders Review: The Journal of the Eating Disorders Association*, *20*(6), 468–475. https://doi.org/10.1002/erv.1132 (cytowane na stronach 107 i 109).

[85] Józefik, B. (Red.). (2006). *Anoreksja i bulimia psychiczna. Rozumienie i leczenie zaburzeń odżywiania się* (2nd ed.). Wydawnictwo Uniwersytetu Jagiellońskiego. (Cytowane na stronie 7).

[86] Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2026). *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition, with Language Models* (3rd). (Cytowane na stronie 19).

[87] Kajiwara, T., Chu, C., Takemura, N., Nakashima, Y., & Nagahara, H. (2021). WRIME: A New Dataset for Emotional Intensity Estimation with Subjective and Objective Annotations. K. Toutanova, A. Rumshisky, L. Zettlemoyer, D. Hakkani-Tur, I. Beltagy, S. Bethard, R. Cotterell, T. Chakraborty, & Y. Zhou (Red.), *Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* (pp. 2095–2104). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/2021.naacl-main.169 (cytowane na stronie 41).

[88] Kaminska, O., Cornelis, C., & Hoste, V. (2021). Nearest neighbour approaches for Emotion Detection in Tweets. O. De Clercq, A. Balahur, J. Sedoc, V. Barriere, S. Tafreshi, S. Buechel, & V. Hoste (Red.), *Proceedings of the Eleventh Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis* (pp. 203–212). Association for Computational Linguistics. (Cytowane na stronie 41).

[89] Keski-Rahkonen, A., & Mustelin, L. (2016). Epidemiology of eating disorders in Europe: prevalence, incidence, comorbidity, course, consequences, and risk factors. *Current Opinion in Psychiatry*, *29*(6), 340–345. https://doi.org/10.1097/YCO.0000000000000278 (cytowane na stronie 5).

[90] Kiely, L., Touyz, S., Conti, J., & Hay, P. (2022). Conceptualising specialist supportive clinical management (SSCM): current evidence and future directions. *Journal of Eating Disorders*, *10*, 32. https://doi.org/10.1186/s40337-022-00557-2 (cytowane na stronie 15).

[91] Klein, D. A., Sylvester, J. E., & Schvey, N. A. (2021). Eating disorders in primary care: Diagnosis and management. *American Family Physician*, *103*(1), 22–32 (cytowane na stronie 11).

[92] Kleinberg, B., Vegt, I. v. d., & Mozes, M. (2020). Measuring Emotions in the COVID-19 Real World Worry Dataset. https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.04225 (cytowane na stronach 41 i 42).

[93] Klonsky, E. D., Victor, S. E., Hibbert, A. S., & Hajcak, G. (2019). The multidimensional emotion questionnaire (MEQ): Rationale and initial psychometric properties. *Journal of Psychopathology and Behavioral Assessment*, *41*(3), 409–424. https://doi.org/10.1007/s10862-019-09741-2 (cytowane na stronie 43).

[94] Kłeczek, D. (2020). Polbert: Attacking Polish NLP Tasks with Transformers. M. Ogrodniczuk & Ł. Kobyliński (Red.), *Proceedings of the PolEval 2020 Workshop*. Institute of Computer Science, Polish Academy of Sciences. (Cytowane na stronach 56 i 57).

[95] Kot, E., Grzegorzewski, P., Kostecka, B., & Kucharska, K. (2021). Self-disgust and disgust sensitivity are increased in anorexia nervosa inpatients, but only self-disgust mediates between comorbid and core psychopathology. *European Eating Disorders Review*, *29*(6), 879–892. https://doi.org/10.1002/erv.2862 (cytowane na stronie 110).

[96] Kounatidis, D. C., & Vallianou, N. G. (2025). Decoding the spectrum of anorexia nervosa: Clinical impact, molecular insights, and therapeutic perspectives. *Biomolecules*, *15*(11), 1559. https://doi.org/10.3390/biom15111559 (cytowane na stronach 6 i 12).

[97] Krauss, S., Dapp, L. C., & Orth, U. (2023). The Link Between Low Self-Esteem and Eating Disorders: A Meta-Analysis of Longitudinal Studies. *Clinical Psychological Science*, *11*(6), 1141–1158. https://doi.org/10.1177/21677026221144255 (cytowane na stronie 18).

[98] Krug, I., Bulik, C. M., Vall-Llovera, O. N., Granero, R., Agüera, Z., Villarejo, C., Jiménez-Murcia, S., & Fernández-Aranda, F. (2008). Anger expression in eating disorders: clinical, psychopathological and personality correlates. *Psychiatry Research*, *161*(2), 195–205. https://doi.org/10.1016/j.psychres.2007.10.003 (cytowane na stronie 109).

[99] Kübler-Ross, E. (1970). *On death and dying*. Collier Books/Macmillan Publishing Co. (Cytowane na stronie 94).

[100] Kusal, S., Patil, S., Choudrie, J., Kotecha, K., Vora, D., & Pappas, I. (2023). A systematic review of applications of natural language processing and future challenges with special emphasis in text-based emotion detection. *Artificial Intelligence Review*, *56*(12), 15129–15215. https://doi.org/10.1007/s10462-023-10509-0 (cytowane na stronach 29 i 39).

[101] Kutz, A. M., Marsh, A. G., Gunderson, C. G., Maguen, S., & Masheb, R. M. (2020). Eating Disorder Screening: a Systematic Review and Meta-analysis of Diagnostic Test Characteristics of the SCOFF. *Journal of General Internal Medicine*, *35*(3), 885–893. https://doi.org/10.1007/s11606-019-05478-6 (cytowane na stronie 5).

[102] Leppanen, J., Brown, D., McLinden, H., Williams, S., & Tchanturia, K. (2022). The Role of Emotion Regulation in Eating Disorders: A Network Meta-Analysis Approach. *Frontiers in Psychiatry*, *13*. https://doi.org/10.3389/fpsyt.2022.793094 (cytowane na stronie 16).

[103] Leppanen, J., Dapelo, M. M., Davies, H., Lang, K., Treasure, J., & Tchanturia, K. (2017). Computerised analysis of facial emotion expression in eating disorders. *PLOS ONE*, *12*(6), e0178972. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0178972 (cytowane na stronach 107 i 108).

[104] Levy, O., & Goldberg, Y. (2014). Linguistic Regularities in Sparse and Explicit Word Representations. R. Morante & S. W.-t. Yih (Red.), *Proceedings of the Eighteenth Conference on Computational Natural Language Learning* (pp. 171–180). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.3115/v1/W14-1618 (cytowane na stronie 31).

[105] Line Norgren. (2025). *Emotion Regulation in Eating Disorders: Measurement, Latent Profiles, Intraindividual Processes, and Treatment*. Linköping University Electronic Press. https://doi.org/10.3384/9789181181623 (cytowane na stronach 15 i 16).

[106] Lison, P., & Kutuzov, A. (2017). Redefining Context Windows for Word Embedding Models: An Experimental Study. J. Tiedemann & N. Tahmasebi (Red.), *Proceedings of the 21st Nordic Conference on Computational Linguistics* (pp. 284–288). Association for Computational Linguistics. (Cytowane na stronach 52 i 53).

[107] Lock, J., & La Via, M. C. (2015). Practice parameter for the assessment and treatment of children and adolescents with eating disorders. *Journal of the American Academy of Child & Adolescent Psychiatry*, *54*(5), 412–425. https://doi.org/10.1016/j.jaac.2015.01.018 (cytowane na stronie 11).

[108] Lövheim, H. (2012). A new three-dimensional model for emotions and monoamine neurotransmitters. *Medical Hypotheses*, *78*(2), 341–348. https://doi.org/10.1016/j.mehy.2011.11.016 (cytowane na stronie 28).

[109] Lund, K., & Burgess, C. (1996). Producing high-dimensional semantic spaces from lexical co-occurrence. *Behavior Research Methods, Instruments & Computers*, *28*(2), 203–208. https://doi.org/10.3758/BF03204766 (cytowane na stronie 31).

[110] Ma, C., Prendinger, H., & Ishizuka, M. (2005). Emotion estimation and reasoning based on affective textual interaction. J. Tao, T. Tan, & R. W. Picard (Red.), *Affective computing and intelligent interaction* (pp. 622–628). Springer. https://doi.org/10.1007/11573548_80 (cytowane na stronie 39).

[111] Machová, K., Szabóova, M., Paralič, J., & Mičko, J. (2023). Detection of emotion by text analysis using machine learning. *Frontiers in Psychology*, *14*. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1190326 (cytowane na stronie 40).

[112] Mann, H. B., & Whitney, D. R. (1947). On a Test of Whether one of Two Random Variables is Stochastically Larger than the Other. *The Annals of Mathematical Statistics*, *18*(1), 50–60 (cytowane na stronie 64).

[113] Mariani, R., Marini, I., Di Trani, M., Catena, C., Patino, F., Riccioni, R., & Pasquini, M. (2022). Emotional dysregulation and linguistic patterns as a defining feature of patients in the acute phase of anorexia nervosa. *Eating and Weight Disorders - Studies on Anorexia, Bulimia and Obesity*, *27*(8), 3267–3277. https://doi.org/10.1007/s40519-022-01456-w (cytowane na stronie 16).

[114] Maruf, A. A., Khanam, F., Haque, M. M., Jiyad, Z. M., Mridha, M. F., & Aung, Z. (2024). Challenges and Opportunities of Text-Based Emotion Detection: A Survey. *IEEE Access*, *12*, 18416–18450. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3356357 (cytowane na stronie 29).

[115] Matczak, A., & Jaworowska, A. (2024). *DINEMO. Dwuwymiarowy Inwentarz Inteligencji Emocjonalnej* (2nd ed.). Pracownia Testów Psychologicznych Polskiego Towarzystwa Psychologicznego. (Cytowane na stronie 44).

[116] Matczak, A., & Piekarska, J. (2011). *TRE – Test Rozumienia Emocji*. Pracownia Testów Psychologicznych Polskiego Towarzystwa Psychologicznego. Dostęp: 13 września 2026, from https://www.practest.com.pl/sklep/test/TRE (cytowane na stronie 44).

[117] Matthews, G., Jones, D. M., & Chamberlain, A. G. (1990). Refining the measurement of mood: The UWIST mood adjective checklist. *British Journal of Psychology*, *81*(1), 17–42. https://doi.org/10.1111/j.2044-8295.1990.tb02343.x (cytowane na stronie 43).

[118] McLean, S. A., & Paxton, S. J. (2019). Body Image in the Context of Eating Disorders. *Psychiatric Clinics*, *42*(1), 145–156. https://doi.org/10.1016/j.psc.2018.10.006 (cytowane na stronie 19).

[119] Mehling, W. E., Price, C., Daubenmier, J. J., Acree, M., Bartmess, E., & Stewart, A. (2012). The Multidimensional Assessment of Interoceptive Awareness (MAIA). *PLoS ONE*, *7*(11), e48230. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0048230 (cytowane na stronie 44).

[120] Meneguzzo, P., Garolla, A., Bonello, E., & Todisco, P. (2022). Alexithymia, dissociation and emotional regulation in eating disorders: Evidence of improvement through specialized inpatient treatment. *Clinical Psycho-*

logy & Psychotherapy, *29*(2), 718–724. https://doi.org/10.1002/cpp.2665 (cytowane na stronie 16).

[121] Meule, A., Richard, A., Schnepper, R., Reichenberger, J., Georgii, C., Naab, S., Voderholzer, U., & Blechert, J. (2021). Emotion regulation and emotional eating in anorexia nervosa and bulimia nervosa. *Eating Disorders*, *29*(2), 175–191. https://doi.org/10.1080/10640266.2019.1642036 (cytowane na stronach 16 i 18).

[122] Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. https://doi.org/10.48550/arXiv.1301.3781 (cytowane na stronach 34 i 36).

[123] Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality. https://doi.org/10.48550/arXiv.1310.4546 (cytowane na stronie 35).

[124] Miles, S., Neill, E., & Phillipou, A. (2025). Quality of life across the anorexia nervosa spectrum: A comparative study of current, weight-restored, and healthy individuals. *International Journal of Eating Disorders*, *58*(10), 2009–2014. https://doi.org/10.1002/eat.24506 (cytowane na stronie 107).

[125] Mohammad, S., Bravo-Marquez, F., Salameh, M., & Kiritchenko, S. (2018). SemEval-2018 Task 1: Affect in Tweets. M. Apidianaki, S. M. Mohammad, J. May, E. Shutova, S. Bethard, & M. Carpuat (Red.), *Proceedings of the 12th International Workshop on Semantic Evaluation* (pp. 1–17). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/S18-1001 (cytowane na stronie 40).

[126] Monell, E., Clinton, D., & Birgegård, A. (2018). Emotion dysregulation and eating disorders—associations with diagnostic presentation and key symptoms. *International Journal of Eating Disorders*, *51*(8), 921–930. https://doi.org/10.1002/eat.22925 (cytowane na stronach 15 i 16).

[127] Montebarocci, O., Codispoti, M., Surcinelli, P., Franzoni, E., Baldaro, B., & Rossi, N. (2006). Alexithymia in female patients with eating disorders. *Eating and Weight Disorders - Studies on Anorexia, Bulimia and Obesity*, *11*(1), 14–21. https://doi.org/10.1007/BF03327739 (cytowane na stronie 45).

[128] Mora, F., Alvarez-Mon, M. A., Fernandez-Rojo, S., Ortega, M. A., Felix-Alcantara, M. P., Morales-Gil, I., Rodriguez-Quiroga, A., Alvarez-Mon, M., & Quintero, J. (2022). Psychosocial Factors in Adolescence and Risk of Development of Eating Disorders. *Nutrients*, *14*(7), 1481. https://doi.org/10.3390/nu14071481 (cytowane na stronie 7).

[129] Nagy, H., Paul, T., Jain, E., Loh, H., Kazmi, S. H., Dua, R., Rodriguez, R., Naqvi, S. A. A., U, M. C., & Bidika, E. (2023). A Clinical Overview of Anorexia Nervosa and Overcoming Treatment Resistance. *Avicenna Journal of Medicine*, *13*(1), 3–14. https://doi.org/10.1055/s-0042-1758859 (cytowane na stronie 12).

[130] Nandwani, P., & Verma, R. (2021). A review on sentiment analysis and emotion detection from text. *Social Network Analysis and Mining*, *11*(1), 81. https://doi.org/10.1007/s13278-021-00776-6 (cytowane na stronach 19 i 20).

[131] Nguyen, M. A., Sai, K., & Nguyen, M. (2026). Tracing the Evolution of Word Embedding Techniques in Natural Language Processing. https://doi.org/10.48550/arXiv.2603.13271 (cytowane na stronach 31, 32, 34 i 35).

[132] Nooralahzadeh, F., Øvrelid, L., & Lønning, J. T. (2018). Evaluation of Domain-specific Word Embeddings using Knowledge Resources. N. Calzolari, K. Choukri, C. Cieri, T. Declerck, S. Goggi, K. Hasida, H. Isahara, B. Maegaard, J. Mariani, H. Mazo, A. Moreno, J. Odijk, S. Piperidis, & T. Tokunaga (Red.), *Proceedings of the Eleventh International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2018)*. European Language Resources Association (ELRA). https://doi.org/10.63317/4jiub6k5vwft (cytowane na stronach 52 i 53).

[133] Nowakowski, M. E., McFarlane, T., & Cassin, S. (2013). Alexithymia and eating disorders: A critical review of the literature. *Journal of Eating Disorders*, *1*(1), 21. https://doi.org/10.1186/2050-2974-1-21 (cytowane na stronach 16 i 45).

[134] Ortony, A., & Turner, T. J. (1990). What's basic about basic emotions? *Psychological Review*, *97*(3), 315–331. https://doi.org/10.1037/0033-295X.97.3.315 (cytowane na stronie 25).

[135] Palmieri, S., Sassaroli, S., Ruggiero, G. M., Caselli, G., Spada, M. M., & Mansueto, G. (2023). Emotion dysregulation in patients with eating disorders: The role of metacognitions and repetitive negative thinking. *Cognitive Therapy and Research*, *47*(4), 655–668. https://doi.org/10.1007/s10608-023-10398-1 (cytowane na stronie 15).

[136] Panksepp, J. (1998). *Affective neuroscience: The foundations of human and animal emotions*. Oxford University Press. (Cytowane na stronie 25).

[137] Patel, K., & Bhattacharyya, P. (2017). Towards Lower Bounds on Number of Dimensions for Word Embeddings. G. Kondrak & T. Watanabe (Red.), *Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 2: Short Papers)* (pp. 31–36). Asian Federation of Natural Language Processing. (Cytowane na stronach 52 i 53).

[138] Patonich, V. (2024). Actual problems of eating disorders and ways to solve them. *Scientific Bulletin of Mukachevo State University Series "Pedagogy and Psychology"*, *10*(1), 22–31. https://doi.org/10.52534/msu-pp1.2024.22 (cytowane na stronach 7 i 8).

[139] Perikos, I., & Hatzilygeroudis, I. (2013). Recognizing emotion presence in natural language sentences. L. Iliadis, H. Papadopoulos, & C. Jayne (Red.), *Engineering applications of neural networks* (pp. 30–39). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-41016-1_4 (cytowane na stronie 39).

[140] Perry, T. R., Wierenga, C. E., Kaye, W. H., & Brown, T. A. (2021). Interoceptive Awareness and Suicidal Ideation in a Clinical Eating Disorder Sample: The Role of Body Trust. *Behavior Therapy*, *52*(5), 1105–1113. https://doi.org/10.1016/j.beth.2020.12.001 (cytowane na stronie 45).

[141] Pilecki, M. W., Nowak, A., & Zdenkowska-Pilecka, M. (2009). Change in the Frequency of Consultations Concerning Eating Disorders in the Department of Child and Adolescent Psychiatry in Kraków (Poland) in the Years 1988–2004. *Archives of Psychiatry and Psychotherapy*, *11*(2), 35–40 (cytowane na stronie 5).

[142] Plaza-del-Arco, F. M., Cercas Curry, A. A., Cercas Curry, A., & Hovy, D. (2024). Emotion Analysis in NLP: Trends, Gaps and Roadmap for Future Directions. N. Calzolari, M.-Y. Kan, V. Hoste, A. Lenci, S. Sakti, & N. Xue (Red.), *Proceedings of the 2024 Joint International Conference on Computational Linguistics, Language Resources and Evaluation (LREC-COLING 2024)* (pp. 5696–5710). ELRA; ICCL. (Cytowane na stronach 40 i 41).

[143] Plutchik, R. (1980). Chapter 1 - A GENERAL PSYCHOEVOLUTIONARY THEORY OF EMOTION. R. Plutchik & H. Kellerman (Red.), *Theories of Emotion* (pp. 3–33). Academic Press. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-558701-3.50007-7 (cytowane na stronie 27).

[144] Plutchik, R. (2003). *Emotions and life: Perspectives from psychology, biology, and evolution* [Google-Books-ID: a0p4QgAACAAJ]. American Psychological Association. (Cytowane na stronach 25 i 27).

[145] Pokrajac-Bulian, A., Stubbs, L., & Ambrosi-Randić, N. (2004). Različiti aspekti slike tijela i navike hranjenja u adolescenciji. *Psihologijske teme*, *13.*(1), 91–104 (cytowane na stronie 19).

[146] Prefit, A.-B., Cândea, D. M., & Szentagotai-Tătar, A. (2019). Emotion regulation across eating pathology: A meta-analysis. *Appetite*. https://doi.org/10.1016/j.appet.2019.104438 (cytowane na stronie 16).

[147] Przewoźnik, D. A. (2014). Wybrane zagadnienia dotyczące neurobiologii jadłowstrętu psychicznego. *Neuropsychiatria i Neuropsychologia / Neuropsychiatry and Neuropsychology*, *8*(3), 118–122 (cytowane na stronie 8).

[148] Rabito-Alcón, M. F., González-Vázquez, A., & Baile, J. I. (2025). The role of disgust emotion in eating disorders and its relationship with dissociative symptoms. *Healthcare*, *13*(8), 954. https://doi.org/10.3390/healthcare13080954 (cytowane na stronie 110).

[149] Racine, S. E., & Wildes, J. E. (2013). Emotion dysregulation and symptoms of anorexia nervosa: The unique roles of lack of emotional awareness and impulse control difficulties when upset. *International Journal of Eating Disorders*, *46*(7), 713–720. https://doi.org/10.1002/eat.22145 (cytowane na stronach 15 i 16).

[150] Rania, M., Monell, E., Sjölander, A., & Bulik, C. M. (2021). Emotion dysregulation and suicidality in eating disorders. *International Journal of*

Eating Disorders, *54*(3), 313–325. https://doi.org/10.1002/eat.23410 (cytowane na stronie 44).

[151] Riegel, M., Wierzba, M., Wypych, M., Żurawski, Ł., Jednoróg, K., Grabowska, A., & Marchewka, A. (2015). Nencki Affective Word List (NAWL): the cultural adaptation of the Berlin Affective Word List–Reloaded (BAWL-R) for Polish. *Behavior Research Methods*. https://doi.org/10.3758/s13428-014-0552-1 (cytowane na stronie 48).

[152] Rienecke, R. D. (2017). Family-based treatment of eating disorders in adolescents: current insights. *Adolescent Health, Medicine and Therapeutics*, *8*, 69–79. https://doi.org/10.2147/AHMT.S115775 (cytowane na stronie 15).

[153] Rong, X. (2016). word2vec Parameter Learning Explained. https://doi.org/10.48550/arXiv.1411.2738 (cytowane na stronie 36).

[154] Rotella, F., Mannucci, E., Gemignani, S., Lazzeretti, L., Fioravanti, G., & Ricca, V. (2018). Emotional eating and temperamental traits in Eating Disorders: A dimensional approach. *Psychiatry Research*, *264*, 1–8. https://doi.org/10.1016/j.psychres.2018.03.066 (cytowane na stronie 45).

[155] Różańska, A., Gliwska, E., Barańska, K., Maćkowska, S., Sobol, A., & Spinczyk, D. (2024). The Use of Natural Language Processing Elements for Computer-Aided Diagnostics and Monitoring of Body Image Perception in Enterally Fed Patients with Head and Neck or Upper Gastrointestinal Tract Cancers. *Cancers*, *16*(7). https://doi.org/10.3390/cancers16071353 (cytowane na stronach 92, 94 i 95).

[156] Sadowski, L. M., Lalk, C., Hofschröer, V., Dietel, F. A., Tanck, J., Rubel, J. A., Hartmann, A. S., & Vocks, S. (2026). Negative and Positive Body-Related Emotions Derived From Voice Recordings During a Mirror Task in Anorexia and Bulimia Nervosa: A Natural Language Processing Approach Using RoBERTa. *The International Journal of Eating Disorders*, *59*(3), 546–559. https://doi.org/10.1111/eat.70007 (cytowane na stronach 42, 107, 108, 109 i 110).

[157] Saffar, A. H., Mann, T. K., & Ofoghi, B. (2023). Textual emotion detection in health: Advances and applications. *Journal of Biomedical Informatics*, *137*, 104258. https://doi.org/10.1016/j.jbi.2022.104258 (cytowane na stronie 41).

[158] Schlegel, K., Grandjean, D., & Scherer, K. R. (2014). Introducing the Geneva emotion recognition test: an example of Rasch-based test development. *Psychological Assessment*, *26*(2), 666–672. https://doi.org/10.1037/a0035246 (cytowane na stronie 44).

[159] Schlegel, K., & Scherer, K. R. (2016). Introducing a short version of the geneva emotion recognition test (GERT-s): Psychometric properties and construct validation. *Behavior Research Methods*, *48*(4), 1383–1392. https://doi.org/10.3758/s13428-015-0646-4 (cytowane na stronie 44).

[160] Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). An Analysis of Variance Test for Normality (Complete Samples). *Biometrika*, *52*(3), 591–611. https://doi.org/10.2307/2333709 (cytowane na stronie 63).

[161] Shaver, P., Schwartz, J., Kirson, D., & O'Connor, C. (1987). Emotion knowledge: Further exploration of a prototype approach. *Journal of Personality and Social Psychology*, *52*(6), 1061–1086. https://doi.org/10.1037/0022-3514.52.6.1061 (cytowane na stronie 28).

[162] Speranza, M., Loas, G., Wallier, J., & Corcos, M. (2007). Predictive value of alexithymia in patients with eating disorders: A 3-year prospective study. *Journal of Psychosomatic Research*, *63*(4), 365–371. https://doi.org/10.1016/j.jpsychores.2007.03.008 (cytowane na stronie 16).

[163] Stanford, S. C., & Lemberg, R. (2012). A Clinical Comparison of Men and Women on the Eating Disorder Inventory-3 (EDI-3) and the Eating Disorder Assessment for Men (EDAM). *Eating Disorders*, *20*(5), 379–394. https://doi.org/10.1080/10640266.2012.715516 (cytowane na stronie 45).

[164] Startup, H., Franklin-Smith, M., Barber, W., Gilbert, N., Brown, Y., Glennon, D., Fukutomi, A., & Schmidt, U. (2021). The Maudsley Anorexia Nervosa Treatment for Adults (MANTRA): a feasibility case series of an integrated group based approach. *Journal of Eating Disorders*, *9*, 70. https://doi.org/10.1186/s40337-021-00424-6 (cytowane na stronie 15).

[165] Śmieja, M., Orzechowski, J., & Beauvale, A. (2007). TIE – Test Inteligencji Emocjonalnej. *Studia Psychologiczne*, *45*(1), 19–31 (cytowane na stronie 44).

[166] Team, K. (B.d.). *Keras documentation: Dense layer*. Dostęp: 25 sierpnia 2026, from https://keras.io/api/layers/core_layers/dense/ (cytowane na stronie 51).

[167] Team, K. (B.d.). *Keras documentation: Dot layer*. Dostęp: 25 sierpnia 2026, from https://keras.io/api/layers/merging_layers/dot/ (cytowane na stronie 52).

[168] Team, K. (B.d.). *Keras documentation: EarlyStopping*. Dostęp: 7 września 2026, from https://keras.io/api/callbacks/early_stopping/ (cytowane na stronie 54).

[169] Team, K. (B.d.). *Keras documentation: Embedding layer*. Dostęp: 25 sierpnia 2026, from https://keras.io/api/layers/core_layers/embedding/ (cytowane na stronie 52).

[170] Team, K. (B.d.). *Keras documentation: ReduceLROnPlateau*. Dostęp: 7 września 2026, from https://keras.io/api/callbacks/reduce_lr_on_plateau/ (cytowane na stronie 54).

[171] TF–IDF. (2010). C. Sammut & Geoffrey I. Webb (Red.), *Encyclopedia of Machine Learning* (pp. 986–987). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-0-387-30164-8_832 (cytowane na stronie 31).

[172] Trafford, A. M., Carr, M. J., Ashcroft, D. M., Chew-Graham, C. A., Cockcroft, E., Cybulski, L., Garavini, E., Garg, S., Kabir, T., Kapur, N., Tem-

ple, R. K., Webb, R. T., & Mok, P. L. H. (2023). Temporal trends in eating disorder and self-harm incidence rates among adolescents and young adults in the UK in the 2 years since onset of the COVID-19 pandemic: A population-based study. *The Lancet Child & Adolescent Health*, *7*(8), 544–554. https://doi.org/10.1016/S2352-4642(23)00126-8 (cytowane na stronie 5).

[173] Treasure, J., Schmidt, U., & van Furth, E. (Red.). (2003). *Handbook of Eating Disorders*. John Wiley & Sons. (Cytowane na stronach 16, 17 i 18).

[174] Treasure, J., Zipfel, S., Micali, N., Wade, T., Stice, E., Claudino, A., Schmidt, U., Frank, G. K., Bulik, C. M., & Wentz, E. (2015). Anorexia nervosa. *Nature Reviews Disease Primers*, *1*(1), 15074. https://doi.org/10.1038/nrdp.2015.74 (cytowane na stronie 12).

[175] Trompeter, N., Bussey, K., Forbes, M. K., Mond, J., Hay, P., Cunningham, M. L., & Mitchison, D. (2021). Emotion dysregulation across the span of eating disorder symptoms: Findings from a community sample of adolescents. *International Journal of Eating Disorders*, *54*(11), 1946–1955. https://doi.org/10.1002/eat.23609 (cytowane na stronie 15).

[176] Turney, P. D., & Pantel, P. (2010). From frequency to meaning: Vector space models of semantics. *Journal of Artificial Intelligence Research*, *37*, 141–188. https://doi.org/10.1613/jair.2934 (cytowane na stronie 31).

[177] Uban, A.-S., Chulvi, B., & Rosso, P. (2021). An emotion and cognitive based analysis of mental health disorders from social media data. *Future Generation Computer Systems*, *124*, 480–494. https://doi.org/10.1016/j.future.2021.05.032 (cytowane na stronie 42).

[178] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, 6000–6010 (cytowane na stronach 36, 37 i 38).

[179] Võ, M., Conrad, M., Kuchinke, L., Urton, K., Hofmann, M., & Jacobs, A. (2009). The Berlin affective word list reloaded (BAWL-R). *Behavior research methods*, *41*, 534–8. https://doi.org/10.3758/BRM.41.2.534 (cytowane na stronie 48).

[180] Warren, M. P., & Vande Wiele, R. L. (1973). Clinical and metabolic features of anorexia nervosa. *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, *117*(3), 435–449. https://doi.org/10.1016/0002-9378(73)90053-7 (cytowane na stronie 12).

[181] Wayda-Zalewska, M., Grzegorzewski, P., Kot, E., Skimina, E., Santangelo, P. S., & Kucharska, K. (2022). Emotion dynamics and emotion regulation in anorexia nervosa: A systematic review of ecological momentary assessment studies. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *19*(20), 13659. https://doi.org/10.3390/ijerph192013659 (cytowane na stronach 16 i 17).

[182] Welch, B. L. (1947). The Generalization of 'Student's' Problem when Several Different Population Variances are Involved. *Biometrika*, *34*(1), 28–35. https://doi.org/10.2307/2332510 (cytowane na stronie 63).

[183] Welch, E., & Ghaderi, A. (2013). Eating disorders and self-esteem. A.-K. Andershed (Red.), *Girls at risk: Swedish longitudinal research on adjustment* (pp. 35–56). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-4130-4_3 (cytowane na stronie 18).

[184] Westwood, H., Kerr-Gaffney, J., Stahl, D., & Tchanturia, K. (2017). Alexithymia in eating disorders: Systematic review and meta-analyses of studies using the Toronto Alexithymia Scale. *Journal of Psychosomatic Research*, *99*, 66–81. https://doi.org/10.1016/j.jpsychores.2017.06.007 (cytowane na stronie 16).

[185] Wierzba, M., Riegel, M., Wypych, M., Jednoróg, K., Turnau, P., Grabowska, A., & Marchewka, A. (2015). Basic Emotions in the Nencki Affective Word List (NAWL BE): New Method of Classifying Emotional Stimuli. *PLOS ONE*, *10*(7), 1–16. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0132305 (cytowane na stronie 48).

[186] Włodarczyk-Bisaga, K., & Dolan, B. (1996). A two-stage epidemiological study of abnormal eating attitudes and their prospective risk factors in Polish schoolgirls. *Psychological Medicine*, *26*(5), 1021–1032. https://doi.org/10.1017/s0033291700035340 (cytowane na stronie 5).

[187] Wojciszke, B., & Baryła, W. (2005). Skale do pomiaru nastroju i sześciu emocji. *Czasopismo Psychologiczne*, *11*(1), 31–47 (cytowane na stronie 43).

[188] World Health Organization. (2004). *ICD-10: International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems: Tenth Revision* (2nd ed.). (Cytowane na stronie 8).

[189] World Health Organization. (B.d.). *ICD-11: International Classification of Diseases 11th Revision*. Dostęp: 30 czerwca 2026, from https://icd.who.int/en (cytowane na stronie 8).

[190] Yadollahi, A., Shahraki, A. G., & Zaiane, O. R. (2017). Current State of Text Sentiment Analysis from Opinion to Emotion Mining. *ACM Comput. Surv.*, *50*(2), 25:1–25:33. https://doi.org/10.1145/3057270 (cytowane na stronach 25 i 26).

[191] Yadollahi, A., Shahraki, A. G., & Zaiane, O. R. (2018). Current state of text sentiment analysis from opinion to emotion mining. *ACM Computing Surveys*, *50*(2), 1–33. https://doi.org/10.1145/3057270 (cytowane na stronie 28).

[192] Yiu, A., Christensen, K., Arlt, J. M., & Chen, E. Y. (2018). Distress tolerance across self-report, behavioral and psychophysiological domains in women with eating disorders, and healthy controls. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, *61*, 24–31. https://doi.org/10.1016/j.jbtep.2018.05.006 (cytowane na stronie 107).

[193] Zanella, E., & Lee, E. (2022). Integrative review on psychological and social risk and prevention factors of eating disorders including anorexia nervosa and bulimia nervosa: seven major theories. *Heliyon*, *8*(11), e11422. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e11422 (cytowane na stronie 7).

[194] Zeeck, A., Stelzer, N., Linster, H. W., Joos, A., & Hartmann, A. (2011). Emotion and eating in binge eating disorder and obesity. *European Eating Disorders Review*, *19*(5), 426–437. https://doi.org/10.1002/erv.1066 (cytowane na stronie 45).

[195] Zehr, J. L., Culbert, K. M., Sisk, C. L., & Klump, K. L. (2007). An association of early puberty with disordered eating and anxiety in a population of undergraduate women and men. *Hormones and Behavior*, *52*(4), 427–435. https://doi.org/10.1016/j.yhbeh.2007.06.005 (cytowane na stronie 19).