



УДК 005.94: 004.41

**CLASSIFICATION OF A DISRUPTOR AREAS OF INFLUENCE USING NEURAL NETWORKS****КЛАСИФІКАЦІЯ ОБЛАСТЕЙ ВПЛИВУ ДИСРАПТОРА З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ****Kontsevyi V.V. / Концевий В. В.***Аспірант кафедри управління проектами**ORCID: 0000-0002-6636-5489***Voitenko O.S. / Войтенко О.С.***s.t.s., as.prof. / к.т.н., доц.**ORCID: 0000-0002-7414-7836**Kyiv National University of Construction and Architecture,**Kyiv, Povitrianykh Syl Ave, 31, 03037**Київський національний університет будівництва і архітектури,**Київ, проспект Повітряних Сил, 31, 03037*

**Анотація.** В умовах сучасного світу, де обсяг інформації постійно зростає, ефективна комунікація є ключовим елементом успіху в об'єктно-орієнтованих організаціях, особливо в тих, що використовують віртуальні команди, тож виявлення та вирішення проблем в комунікаціях має важливе значення. Для підвищення якості аналізу комунікаційних процесів запропоновано використовувати нейронні мережі, що дозволить виявляти складні патерни та приховані зв'язки в даних, що передаються. У цій роботі використано підхід вбудовування *Word2Vec*, з метою покращення семантичного та контекстного розуміння тексту, для коректної класифікації областей впливу дисраптора на комунікації як вхідні дані для згорткової нейронної мережі. Застосування *Word2Vec* та нейронної мережі до власного набору даних *DisFind*, що був розроблений на основі даних організації, продемонструвало високу ефективність класифікації, що було визначено за допомогою матриці помилок. Результати були представлені за допомогою T-розподіленого вкладення стохастичної близькості. Представлена модель кількісної оцінки впливу дисраптора на середовище комунікації. Запропонований підхід дозволяє досягти високої точності в задачах виявлення областей впливу дисраптора, але також створити інтерпретовані представлення, які допомагають визначити такий вплив в текстових даних.

**Ключові слова:** комунікації, згорткова нейронна мережа, проектно-орієнтована організація, дисраптор, *Word2Vec*, машинне навчання.

**Вступ.**

Комунікації стали дуже важливими у сучасну цифрову еру. Можливість своєчасно та ефективно ідентифікувати проблеми в комунікаціях може значно покращити роботу у проектно орієнтованих організаціях, особливо якщо вони використовують віртуальні команди. Аналіз комунікацій за допомогою нейронних мереж може стати зручним інструментом в визначенні персон що мають ті чи інші проблеми з комунікацією. Існують різні підходи до ідентифікації тексту, такі як на основі статичних правил, на основі класичного навчання, на основі глибокого навчання, і гібридні. Підходи на основі глибокого навчання [1] довели свою важливість у природній мові завдання обробки інформації, включаючи виявлення даних у тексті. У роботі представлений експеримент із комбінацією моделі *Word2Vec* та нейронної мережі, що створена за допомогою відкритої програмної бібліотеки машинного навчання *TensorFlow*.



Поєднання цих засобів покращує традиційний підхід до машинного навчання, зокрема в комунікаціях. Word2Vec охоплює семантичний та контекстний зв'язок тексту, який допомагає отримати модель виявлення руйнівних областей впливу людини на процес комунікації. Результати вбудовування Word2Vec надходять як вхідні дані для моделі згорткової нейронної мережі. Такі нейронні мережі [2] відомі своєю здатністю вивчати вкладені представлення з заданого вхідного тексту.

Метою роботи є розробка моделі, для визначення того як особа впливає на процес комунікації в рамках вихідного тексту (аналіз документів, листів, месенджерів). Для розробки та оцінки був створений новий набір даних на основі внутрішніх комунікацій в організації під назвою DisFind. Як приклад для створення такого набору даних був взятий набір даних модельного міжнародного дослідження попередніх емоцій і реакцій (ISEAR) [3].

В роботі [4] було визначено форми, включно з особами, їх поведінкою, системними проблемами або зовнішніми факторами, які перешкоджають ефективній комунікації: комунікаційні бар'єри, супротив змінам, негатив, мікро менеджмент, викривлення інформації, недостатня колаборація, зверхність у спілкуванні, затягування часу. Набір даних DisFind було розділено у набір даних тренування та перевірки. Тренувальний набір даних містить 80% записів для навчання моделі, та набір даних перевірки, що містить 20% записів для аналізу моделі.

#### **Аналіз досліджень у предметній галузі.**

З огляду на особливості дослідження комунікацій у віртуальних командах, на думку авторів робота [5] надає відповідний інструмент для цього. У цій роботі наведено огляд попередніх досліджень у галузі класифікаційних алгоритмів глибокого навчання, включаючи згорткову нейронну мережу і вбудовування Word2Vec та ін. Представлена модель реалізує різні методи вбудовування слів і застосування нейронної мережі, для отримання найкращого результату. Як приклад для дослідження було розглянуто нейронні мережі які виявляли емоції в тексті, з застосуванням TF-IDF, вбудовування слів bag-of-word і skip-gram, та подальше використання різних методів глибокого навчання таких алгоритмів, як довготривала короткочасна пам'ять (LSTM), штучна нейронна мережа та рекурентна нейронна мережі разом із згортковою нейронною мережею. Ці експерименти проводилися на вхідних даних українською мовою.

В роботі [6] запроваджений підхід до виявлення емоцій, заснований на глибокому навчанні, що реалізовується способом виклику тексту поза словниковим запасом у класифікації емоцій за допомогою вбудовування слів fastText техніки в поєднанні з моделлю LSTM. Процес починається зі збору вхідних даних із платформи Twitter, яка потім піддається ряду етапів попередньої обробки тексту. Попередньо оброблений текст являється перетвореним в числові вектори за допомогою методу вбудовування слів fastText. Ці вектори подаються у модель LSTM, яка ефективно класифікує введений текст на різні емоційні відтінки. У [7] представлено дві головні проблеми, з якими може зіткнутися майже кожне дослідження пов'язане з



машинним навчанням, використовуючи нейронні мережі у своїх дослідженнях. Хоча класичні методи навчання, засновані на правилах, шаблонах або попередньо визначених функціях, більше не вважаються найсучаснішими в багатьох завданнях обробки тексту дослідники все ще часто використовують їх, навіть якщо є краща альтернатива, наприклад нейронні мережі глибокого навчання. Причинами для уникнення використання глибокого навчання може бути відсутність інструментів, адаптованих для конкретного завдання, відсутність навчальних даних, а також часу, обчислювальних ресурсів і бюджетних обмежень.

У роботі [8] розглянуті методи автоматичного виявлення емоцій у публікаціях в соціальних мережах, пов'язаних із психологією розлади. Автори представили підхід, що складається з двох частин, де першою є розробка моделі класифікації емоцій з використанням Naive Bays, опорної векторної машини і алгоритмів дерева рішень. Друга частина полягає в застосуванні цієї моделі до публікацій у соціальних мережах у режимі реального часу. У дослідженні [9] представлені різні вбудовування слів техніки з поєднанням як розрідженого, так і щільного векторного представлення слів. Автор експериментував з алгоритмами SVM у п'яти різних наборах даних і отримав кращі результати порівняно з іншими машинами алгоритми навчання.

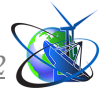
У статті [10] автори рекомендують використання стратегії глибокого навчання для точної ідентифікації емоцій у письмовому та усному форматах шляхом розпізнавання категорій та розмірів. Вони зауважують, що більші обсяги даних дозволяють досягти точності більше 60% і зменшити кількість помилок до менше ніж 20% в обох типах завдань порівняно з меншими обсягами даних. Точність ідентифікації емоцій залежить від кількості категорій та обсягу набору даних.

### **Виклад основного матеріалу дослідження.**

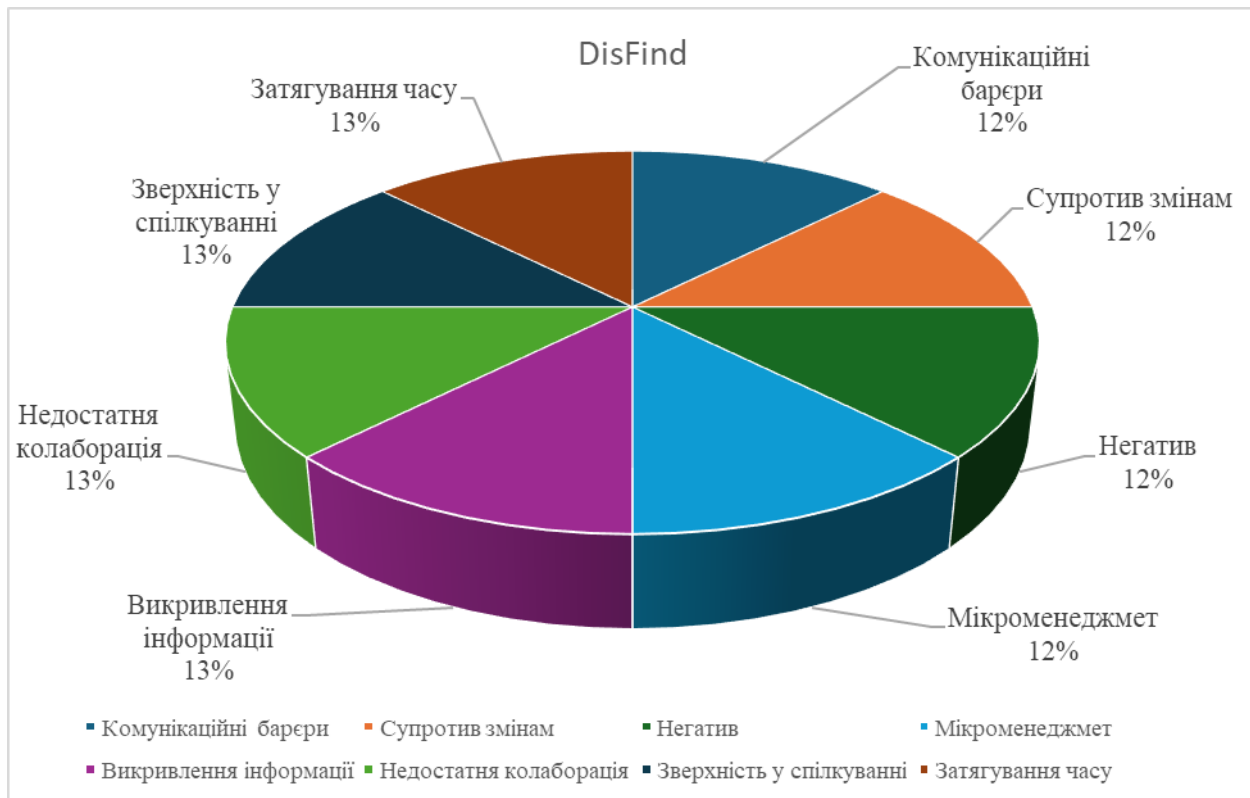
#### *1. Опис набору даних.*

Для навчання та перевірки запропонованої моделі класифікації впливу людини на процеси комунікації за допомогою Word2Vec та згорткової нейронної мережі використаний власний набір даних DisFind. Він був розроблений на базі досвіду проектно орієнтованої організації. Цей набір даних був створений на основі архіву даних месенджерів, транскрипції відео та аудіо конференцій, електронних листів, документів та анкетованого опитування. У ході опитування респонденти надавали опис конкретних ситуацій, щоб виявити вплив на визначені домени. Надалі, учасники надавали письмовий текстовий опис свого ставлення разом із причинами, тригерами та реакціями, пов'язаними з порушеннями процесу комунікацій.

Набір даних DisFind містить вісім напрямів впливу дисраптора на комунікації, що представлені у вигляді різних категорій, як комунікаційні бар'єри, супротив змін, негатив, мікромеджмент, викривлення інформації, недостатня колаборація, зверхність у спілкуванні, затягування часу. У ньому загалом 8264 рядки та два стовпці як категорії «домени» та «текст». Тексти в наборі даних DisFind вловлюють нюанси та складність робочих та міжособистісних взаємодій і заохочують модель для фіксації асоціацій між



конкретними контекстами слів і доменами. Пошуковий аналіз даних проводився шляхом перевірки розподілу доменів. Кожна категорія доменів майже однаково кількісно представлена в наборі даних DisFind, що допомагає мінімізувати проблему дисбалансу класів у будь-якій класифікаційній моделі. Збалансування набору даних гарантує, що модель визначення доменів навчається з широкого діапазону даних та забезпечить надійні та точні прогнози. Розподіл доменів за категоріями представлений на рисунку 1.



**Рисунок 1 - Набір даних DisFind.**

*Авторська розробка*

## 2. Попередня обробка тексту.

DisFind потрібно попередньо обробити, щоб забезпечити послідовність і якість набору даних перед навчанням моделі. Ці етапи попередньої обробки тексту [11] видаляють шум із даних (наприклад, хештеги, імена користувачів і пунктуацію), проводиться нормалізація тексту (перетворення тексту на нижній регістр) і керування невідповідності форматування в наборі даних. Дані для тренування і перевірки мають пройти етапи попередньої обробки тексту. Після попередньої обробки набору даних DisFind містить 9867 унікальних слова як окремі лексеми. Щоб визначити однаковий вхідний розмір кожного запису в модель, було додано нуль, цей процес називають padding [12]. Максимальна кількість слів у будь-якому записі була визначена як вхідна довжина кожного запису. На рисунку 2 представлено навчальний набір даних DisFind після обробки.



```
array([ 0, 0, 0, ..., 18, 6, 1810],
       [ 0, 0, 0, ..., 658, 18, 94],
       [ 0, 0, 0, ..., 17, 107, 84],
       ...,
       [ 0, 0, 0, ..., 31, 4, 954],
       [ 0, 0, 0, ..., 556, 16, 84],
       [ 0, 0, 0, ..., 556, 85, 786]], dtype=int32)
```

**Рисунок 2 - Навчальний набір даних DisFind після обробки.**

*Авторська розробка*

### 3. Техніка вбудовування слів *Word2Vec*.

Методи вбудовування слів перетворюють введений текст у числовий щільний вектор. Цей вектор може бути використований в подальшому алгоритмі класифікації. *Word2Vec* є одним із широко використовуваних методів вбудовування слів які перетворюють введений текст у числовий щільний вектор. Це вирішує проблему розріджених векторів, які з'являються у традиційних методах вбудовування, такі як TF-IDF, тощо. *Word2Vec* фіксує контекстну інформацію та семантичні зв'язки в тексті. Заснований на двох різних алгоритмах на основі глибокого навчання: модель безперервного мішка слів (CBOW) [13] і модель skip-gram. Завдання моделі CBOW полягає в тому, щоб передбачити слово, що має бути використане в контексті. Визначаються контекстні слова  $\{\omega_{t-2}, \omega_{t-1}, \omega_{t+1}, \omega_{t+2}\}$  для передбачення центрального слова  $\omega_t$ . Кожне контекстне слово  $\omega_{t-i}$  перетворюють у векторне представлення за допомогою шару вбудування, що дає вектори  $\vec{v}_{\omega_{t-i}}$ .

Далі слід вираховувати середнє значення всіх векторних представлень контекстних слів (1).

$$\vec{v}_{context} = \frac{1}{2m} \sum_{-m \leq i \leq m, i \neq 0} \vec{v}_{\omega_{t+i}} \quad (1)$$

де:  $2m$  – кількість контекстних слів.

Середнє векторне представлення  $\vec{v}_{context}$  передається через приховані шари та Softmax функцію для передбачення ймовірності кожного слова у словнику. Skip-gram - це модель векторного представлення слів у природній мові, яку використовують для навчання нейронних мереж із векторним вбудовуванням слів. Ця модель спроектована для передбачення контексту слова в тексті на основі цього слова. Основна її задача полягає в максимізації виразу (2).

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{-k \leq j \leq k, j \neq 0} \log P(\omega_{t+j} | \omega_t) \quad (2)$$

де:  $T$  - загальна кількість слів;

$k$  - розмір контексту;

$\omega_t$  - центральне слово;

$\omega_{t+j}$  - контекстне слово.

Загалом, модель допомагає виробляти вбудовані вектори слів, які враховують семантичні зв'язки між словами в тексті. Вірогідність передбачення контекстного слова обчислюється за допомогою Softmax функції.



Робота Word2Vec ґрунтується на контекстній близькості [14]: слова, що зустрічаються в тексті поряд з однаковими словами, а отже, мають схожий зміст, матимуть близькі вектори. Отримані векторні представлення слів можуть бути використані для обробки природної мови та машинного навчання. Після попередньої обробки набору даних DisFind, Word2Vec перетворює текстові дані на матрицю вбудовування. Кожне слово було зіставлено з попередньо підготовленим вектором Word2Vec і сформовано слово для матриці, що використовується алгоритмами класифікації як вхідні дані для розробки моделі.

#### 4. Модель оцінки дисраптора з використанням нейронних мереж.

Штучні нейронні мережі продемонстрували відмінні результати в завданнях класифікації текстів. Вони визначають особливості даних шляхом застосування операції згортання та розуміння ієрархічних представлень вхідних даних. На рисунку 5 представлено запропонований підхід для кількісної оцінки впливу дисраптора на середовище комунікації.



**Рисунок 3 - Модель визначення кількісної оцінки впливу дисраптора на середовище комунікації.**

*Авторська розробка*

Дана модель передбачає що вхідний текст попередньо обробляється і переходить до Word2Vec. Отримані векторні уявлення слів можуть бути використані для обробки природної мови та машинного навчання. Дані отримуються нейронною мережею для класифікації областей впливу дисраптора.

Застосована згорткова мережа витягує локальні особливості з тексту та створює ієрархічні представлення. В результаті отримуємо класифіковані дані щодо процесу комунікації, які оцінює наступна нейронна мережа. На виході отримане чисельне значення впливу на комунікації.

#### 5. Результати дослідження.

Для Word2Vec використані попередньо підготовлені текстові дані без позначок. Ці вбудовані слова фіксують семантичну та контекстну інформацію, необхідну для розуміння того на яку область комунікації відбувається вплив. Архітектура моделі згорткової нейронної мережі реалізована в Jupiter за



допомогою TensorFlow і Keras. Модель нейронної мережі створена зі згортковим одновимірним шаром. У внутрішньому рівні використовується функція активації ReLU та функція активації SoftMax у вихідний шар. Був застосований оптимізатор Адама який забезпечує ефективний і дієвий підхід до оновлення параметрів моделі під час навчання. Для візуалізації даних було використано стохастичне розташування сусідів з t-розподілом, що представлено на рисунку 4.



**Рисунок 4 - T-розподілене вкладення стохастичної близькості.**

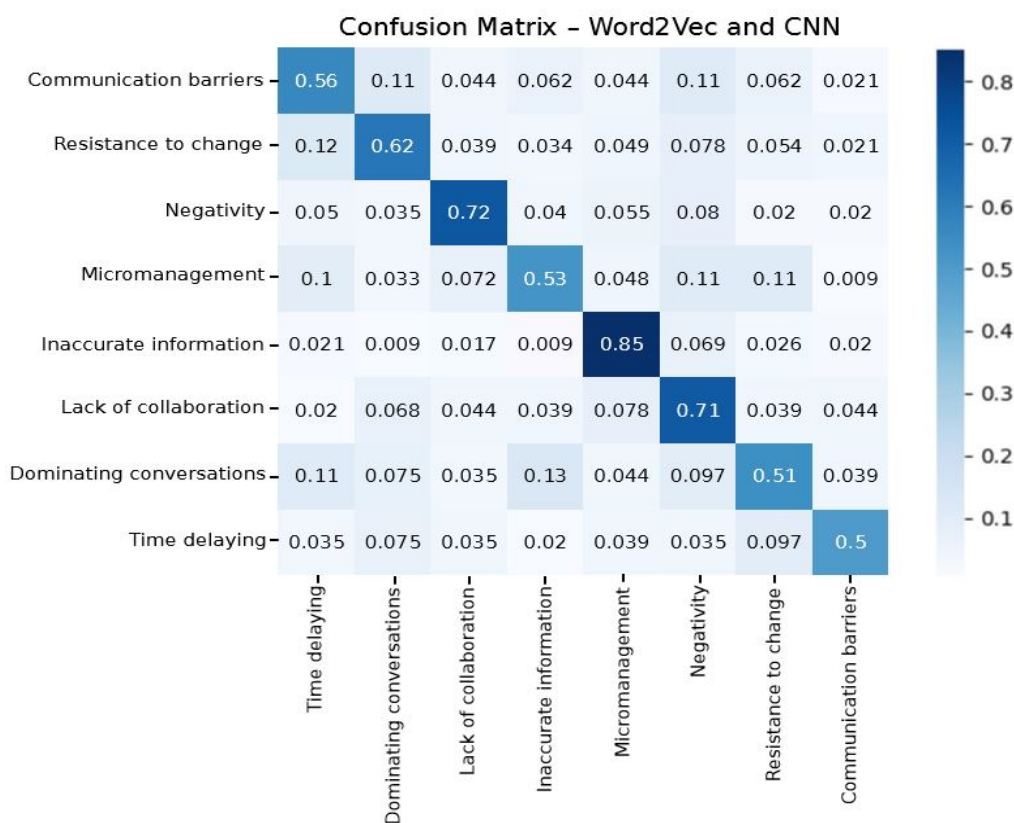
*Авторська розробка*

Запропонований підхід дав адекватні результати в порівнянні з іншими машинними алгоритмами навчання. Для розуміння продуктивності моделей класифікації було використано матрицю помилок [15], яка показує, як часто справжні класи збігаються з передбаченими класами. Показники помилок в наборі даних представлені на рисунку 5.

В основі матриці були використані метрики, такі як F1-оцінка, а також точність, повнота та прецизійність для розуміння продуктивності моделі. На рисунку 6 представлені різні перевірки матриці в наборі даних перевірки DisFind.

Після проведення аналізу матриці, було визначено що, запропонований підхід з достатньою точністю класифікує визначені сфери впливу на комунікації. Після того як області впливу були класифіковані їх слід оцінити.

Для цього необхідно розробити та навчити наступну нейронну мережу яка на основі цих даних кількісно оцінить такий вплив і, таким чином, в результаті визначить на скільки дисраптор впливає на середовище. Побудова такої мережі буде реалізована в наступних дослідженнях.



**Рисунок 5 - Матриця помилок.**

*Авторська розробка*

	prediction	recall	f1-score	support
Communication barriers	0.58	0.56	0.58	226
Resistance to change	0.63	0.62	0.63	204
Negativity	0.73	0.72	0.72	202
Micromanagement	0.59	0.53	0.57	210
Inaccurate information	0.75	0.85	0.80	234
Lack of collaboration	0.53	0.71	0.57	213
Dominating conversations	0.63	0.51	0.56	225
Time dilation	0.56	0.50	0.57	221
accuracy			0.62	1735
macro avg	0.62	0.62	0.62	1735
weighted avg	0.62	0.62	0.62	1735

**Рисунок 6 - Матриця оцінки даних.**

*Авторська розробка*

**Висновки.**

В роботі представлена модель, яка поєднує вбудовування Word2Vec із згортковими нейронними мережами для виявлення емоцій. Дослідження мало на меті розробити надійну модель класифікації, здатну ідентифікувати домени впливу на комунікації в текстових даних. Експерименти проведені на власному наборі даних DisFind.





На основі запропонованої моделі були досягнуті необхідні показники точності, що було підтверджено матрицею помилок. Така продуктивність підкреслює здатність моделі вловлювати приховані необхідні дані між контекстами слів та емоціями. Використовуючи вбудовування слів Word2Vec, модель ефективно фіксувала семантичні зв'язки та контекстну інформацію, що покращувало розуміння змісту в тексті. Компонент нейронної мережі виділив локальні особливості та вивчив ієрархічні уявлення, забезпечивши надійну класифікацію.

Запропонований підхід на основі використання згортової нейронної мережі надає значущі дані для аналізу комунікацій і взаємодії людей у віртуальних командах. Хоча дана модель довела свою ефективність, є потенціал для подальшого вдосконалення. Підвищення точності можна досягти шляхом вивчення інших алгоритмів вбудовування слів. Таким чином, майбутні дослідження будуть зосереджені на створенні наступної мережі, яка на основі сформованих даних буде кількісно оцінювати вплив дисраптора на комунікації.

### Література:

1. L. P. Hung and S. Alias, "Beyond sentiment analysis: a review of recent trends in text based sentiment analysis and emotion detection," *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, vol. 27, no. 1, pp. 84–95, Jan. 2023, doi: 10.20965/jaciii.2023.p0084.

2. D. E. Cahyani, A. P. Wibawa, D. D. Prasetya, L. Gumilar, F. Akhbar, and E. R. Triyulinar, "Text-based emotion detection using CNN-BiLSTM," in *2022 4th International Conference on Cybernetics and Intelligent System (ICORIS)*, Oct. 2022, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICORIS56080.2022.10031370.

3. A. R. Abas, I. Elhenawy, M. Zidan, and M. Othman, "BERT-CNN: A deep learning model for detecting emotions from text," *Computers, Materials & Continua*, vol. 71, no. 2, pp. 2943–2961, 2022, doi: 10.32604/cmc.2022.021671.

4. Kontsevyi, Vladyslav & Voitenko, Oleksandr. (2023). Communications disruptor in project-oriented organisations. 1-4. 10.1109/CSIT61576.2023.10324097.

5. F. Ullah, X. Chen, S. B. H. Shah, S. Mahfoudh, M. A. Hassan, and N. Saeed, "A novel approach for emotion detection and sentiment analysis for low resource urdu language based on CNN-LSTM," *Electronics*, vol. 11, no. 24, p. 4096, Dec. 2022, doi: 10.3390/electronics11244096.

6. M. A. Riza and N. Charibaldi, "Emotion detection in Twitter social media using long short-term memory (LSTM) and fast text," *International Journal of Artificial Intelligence & Robotics (IJAIR)*, vol. 3, no. 1, pp. 15–26, May 2021, doi: 10.25139/ijair.v3i1.3827.

7. Suissa, Omri & Elmalech, Avshalom & Zhitomirsky-Geffet, Maayan. (2023). Text Analysis Using Deep Neural Networks in Digital Humanities and Information Science, doi: 10.1002/asi.24544.

8. M. Hasan, E. Rundensteiner, and E. Agu, "Automatic emotion detection in text streams by analyzing Twitter data," *International Journal of Data Science and Analytics*, vol. 7, no. 1, pp. 35–51, Feb. 2019, doi: 10.1007/s41060-018-0096-z.

9. J. Herzig, M. Shmueli-Scheuer, and D. Konopnicki, "Emotion detection from



text via ensemble classification using word embeddings,” in Proceedings of the ACM SIGIR International Conference on Theory of Information Retrieval, Oct. 2017, pp. 269–272. doi: 10.1145/3121050.3121093.

10. B. T. Atmaja and M. Akagi, “Deep learning-based categorical and dimensional emotion recognition for written and spoken text,” IPTEK Journal of Proceedings Series, 2019.

11. Z. Jianqiang and G. Xiaolin, “Comparison research on text pre-processing methods on Twitter sentiment analysis,” IEEE Access, vol. 5, pp. 2870–2879, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2672677.

12. F. Alrasheedi, X. Zhong, and P. C. Huang, “Padding module: learning the padding in deep neural networks,” IEEE Access, vol. 11, pp. 7348–7357, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3238315.

13. A. K. Gautam and A. Bansal, “Effect of features extraction techniques on cyberstalking detection using machine learning framework,” Journal of Advances in Information Technology, vol. 13, no. 5, pp. 486–502, 2022, doi: 10.12720/jait.13.5.486-502. Indonesian J Elec Eng & Comp Sci ISSN: 2502-4752

14. T. Adewumi, F. Liwicki, and M. Liwicki, “Word2Vec: optimal hyperparameters and their impact on natural language processing downstream tasks,” Open Computer Science, vol. 12, no. 1, pp. 134–141, Mar. 2022, doi: 10.1515/comp-2022-0236

15. Visa, Sofia & Ramsay, Brian & Ralescu, Anca & Knaap, Esther. (2011). Confusion Matrix-based Feature Selection.. CEUR Workshop Proceedings. 710. 120-127.

**Abstract.** *In today's information-intensive world, effective communication is a key element of success in object-oriented organizations, especially those that use virtual teams, so identifying and solving communication problems is essential.*

*Analysis of research in the subject area.*

*The article provides an overview of previous research in the field of deep learning classification algorithms, including convolutional neural networks and Word2Vec embedding, etc. The presented model implements various methods of embedding words and applying a neural network to obtain the best result.*

*Presentation of the main research material.*

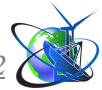
*To train and test the proposed classification model of human influence on communication processes using Word2Vec and a convolutional neural network, our own data set was used.*

*1. Description of the data set.*

*This data set was created from an archive of messenger data, transcriptions of video and audio conferences, emails, documents and a questionnaire survey. The dataset, which was called DisFind, contains eight areas of influence of the disruptor on communications, presented in the form of different categories, such as communication barriers, resistance to change, negativity, micromanagement, distortion of information, insufficient collaboration, superiority in communication, delaying time.*

*2. Preliminary text processing.*

*The data must be pre-processed to ensure the consistency and quality of the dataset before training the model. These text preprocessing steps remove noise from the data, normalize and manage formatting inconsistencies in the dataset. Data for training and testing have passed the stages of text preprocessing. After preprocessing, DisFind contains 9,867 unique words as individual tokens.*



### 3. Word2Vec word embedding technique.

The Word2Vec technique is a popular method of converting words into numerical vectors in such a way as to capture their semantic value. Word2Vec, developed by a team of researchers at Google, uses neural networks to learn word associations from a large corpus of text. The technique works in two main models: CBOW and Skip-Gram. CBOW: predicts a target word from a specific context of surrounding words. Skip-Gram: Predicts surrounding words by the target word. The resulting word embeddings are dense, low-dimensional vectors that place similar words close to each other in the vector space.

### 4. Disruptor evaluation model using neural networks.

This model assumes that the input text is pre-processed and passed to Word2Vec, the resulting vector representations of words can be used for machine learning. The data is obtained by a neural network to classify the areas affected by the disruptor. The applied convolutional network extracts local features from the text and creates hierarchical representations. Classified data regarding the communication process is evaluated by the following neural network.

### 5. Research results.

The performance of the model is defined through the error matrix. At the base of the matrix, metrics such as F1-score, accuracy, completeness, and precision were used to understand model performance. The proposed approach classifies the specified spheres of influence on communications with sufficient accuracy. Once the impact areas have been classified, they should be evaluated. The study of such assessment will be presented in the following works.

### Conclusions.

To improve the quality of the analysis of communication processes, it is proposed to use neural networks, which will allow to reveal complex patterns and hidden connections in the transmitted data. In this work, the Word2Vec embedding approach is used to improve the semantic and contextual understanding of the text, for the correct classification of areas of influence of the disruptor on communication as input data for a convolutional neural network. Applying Word2Vec and a neural network to proprietary dataset DisFind, which was developed from organizational data, demonstrated high classification performance as determined by the error matrix. The results were presented using T-distributed stochastic proximity nesting. A model for quantitative assessment of the impact of a disruptor on the communication environment is presented. The proposed approach makes it possible to achieve high accuracy in the tasks of detecting areas of influence of a disruptor, but also to create interpreted representations that help to determine such influence in textual data.

**Key words:** communications, convolutional neural network, project-oriented organization, disruptor, Word2Vec, machine learning.

*Науковий керівник:* к.т.н., доц. Войтенко О. С.

Стаття відправлена 30.06.2024 г.

© Концевий В.В.