

ВАЛЕРІЯ ПОКРОВСЬКА

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНО-ПСИХОЛОГІЧНОГО ВПЛИВУ В СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ

Проаналізовано методи за допомогою яких можливе здійснення автоматичного аналізування контенту в соціальних мережах для виявлення інформаційно-психологічного впливу. На основі проведених досліджень були визначені особливості функціонування віртуальних спільнот у соціальних мережах. Віртуальні спільноти є об'єктами і засобами зовнішнього інформаційного управління і ареною інформаційного протиборства на різних рівнях. Вони стали ідеальним інструментом інформаційно-психологічного впливу на національні інтереси держави, суспільства в інформаційному та кіберпросторі, в цілому. Задля попередження та протидії зворушень серед суспільства необхідно постійно контролювати наявність негативного інформаційно-психологічного впливу в спільнотах, аби мати змогу протистояти йому. До методів виявлення інформаційно-психологічного впливу віднесено методи на основі використання лексем і машинного навчання з вчителем, а саме: метод опорних векторів, наївний класифікатор Байеса, дерева прийняття рішень, метод максимальної ентропії та нейронні мережі. Кожен з проаналізованих методів має свої переваги та недоліки, особливості використання, які необхідно врахувати під час вибору методу виявлення інформаційно-психологічного впливу в соціальних мережах. Серед розглянутих методів автоматичного аналізу контенту найбільш дієвим є метод машинного навчання на основі використання нейронних мереж. Використання даного методу не передбачає попередньої обробки тексту, не потребує складання словників, супроводжується існуванням можливості класифікації за декількома різними категоріями. Це дозволяє виявляти різні види інформаційно-психологічного впливу шляхом навчання мережі з появою нової інформації. Так, враховується оновлення контенту в соціальних мережах. При цьому встановлено, що на відміну від нейронних мереж, використання дерев прийняття рішень для виявлення інформаційно-психологічного впливу на практиці обмежене. Така обмеженість обумовлена складністю підтримання інкриментного навчання. Можна взяти великий обсяг даних та побудувати для нього дерево рішень. Однак, врахувати нові повідомлення при цьому не можливо, оскільки його доведеться щоразу навчати.

Ключові слова: інформаційно-психологічний вплив, машинне навчання, нейронні мережі, лексемно-орієнтований підхід, автоматичне аналізування тональності контенту.

Постановка проблеми. Нині одним з головних майданчиків інформаційного протиборства є соціальні мережі, через них здійснюється інформаційно-психологічний вплив як на віртуальні спільноти, так і на окремих громадян. Це призводить до проведення інформаційних операцій проти людини, суспільства, держави [1]. Під інформаційно-психологічним впливом (ІПВ) розуміється вплив на свідомість особи і населення з метою внесення змін у їхню поведінку та (або) світогляд. Базовими методами ІПВ є переконання і навіювання [1]. Близько 80% користувачів довіряють інформації, яка публікується в соціальних мережах [2], [3]. Задля попередження та протидії зворушень серед суспільства необхідно постійно контролювати наявність негативного ІПВ у віртуальних спільнотах.

Однак, цей процес складний та займає багато часу та ресурсів. Таких обмежень можна уникнути за допомогою використання методів машинного навчання та методів на основі використання лексем.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Відомі методи інформаційно-психологічного впливу в соціальних мережах представлено в [1] - [5]. Зокрема, результати досліджень засобів автоматичного аналізу контенту, а саме: методу опорних векторів представлено в [6], наївний класифікатор Байєса розглянуто в [7], [8], методи на основі використання лексем викладено в [9], дерева прийняття рішень описано в [9], методу максимальної ентропії та нейронним мережам приділено увагу в [10]. Багато з перерахованих методів орієнтовані на використання словників. Від їхньої якості залежить результат класифікації. Це один з найбільш суттєвих недоліків. Словники можуть створюватися вручну, – це простий метод, але потребує багато часу, наприклад General Inquire [7]. Існують напівавтоматичні словники з наперед підготовлених даних. Ними використовуються ресурси: WordNet-Affect, SenticNet [8]. Проте розробники віддають перевагу методам, що базуються на використанні нейронних мереж [11]. Оскільки математична модель Natural Language Processing (NLP) та її програмна реалізація розробляються та функціонують як біологічні нейронні мережі живого організму. Цими методами автоматично аналізується текст написаний природною мовою та встановлюються залежності між його фрагментами для визначення його категорії. Однак, проблема обробки природної мови залишається відкритою. Це обумовлено тим, що природна мова – велика відкрита багаторівнева система знаків, яка виникає для обміну інформацією у процесі практичної діяльності людини і постійно змінюється внаслідок неї [11].

Метою статті є порівняння методів виявлення інформаційно психологічного впливу в соціальних мережах.

Виклад основного матеріалу дослідження. Відповідно до статистичних даних сайту “The Statistics Portal” кількість активних користувачів соціальними мережами визначається, наприклад [3], рис. 1. За представленою гістограмою видно, що найпопулярнішою соціальною мережею серед інших є Facebook з кількістю активних Інтернет-користувачів 2,49 мільярди в місяць. Саме тому ця соціальна мережа може розглядатися як майданчик для створення нових загроз ведення антиукраїнської пропаганди.

Наразі існує багато прикладів того як використовуються соціальні мережі для політичної пропаганди, пропаганди самогубства дітей. Водночас існує так звана “позитивна” пропаганда, коли багато відомих користувачів соціальних мереж пропагують здоровий спосіб життя. Вона не містить маніпулятивних ознак на відміну від інших видів. Однак, основу увагу приділено її негативному ПІВ.

Багато віртуальних спільнот використовуються з метою маніпулювання свідомістю користувачів задля власних інтересів. Вони розглядаються як основний майданчик для формування і поширення ПІВ в соціальних мережах. Віртуальні спільноти – це мережі міжособистісних зв’язків, якими забезпечується соціальна взаємодія, підтримка, інформація, відчуття належності до групи та реалізація різноманітних соціальних потреб [1]. Основним інструментом ПІВ є маніпуляції (психологічний вплив). Він заснований на ознаках маніпулятивності, тобто прихованих намірах. За його допомогою можна змінити світогляд людини та нав’язати їй несправжні факти задля власного інтересу та формування необхідної суспільної думки. Найпопулярнішими маніпулятивними ознаками в соціальних мережах є [1], [2], [4]:

- посилання на інші ненадійні джерела інформації;
- кількість повторів ключових слів;
- несправжня новина, що призвела ажіотаж;
- використання фактів вирваних з контексту.

Сьогодні існує багато методів за допомогою яких можливо здійснити автоматичний аналіз тексту для його подальшого категоріювання. Застосовувані методи обробки інформації повинні враховувати специфічні особливості аналізованих текстів. Методи виявлення ПІВ можна розділити на дві великі групи: методи на основі використання лексем, і методи, засновані на машинному навчанні з вчителем.

Перша група методів заснована на пошуку емотивної лексики (лексичної тональності) в тексті. Тональність тексту обчислюється виходячи з тональності конкретних слів і їх комбінацій по заздалегідь складеним словникам тональностей і правилам. Даний підхід нестійкий до орфографічних помилок або скорочень, які часто мають місце в публікаціях соціальних мереж.

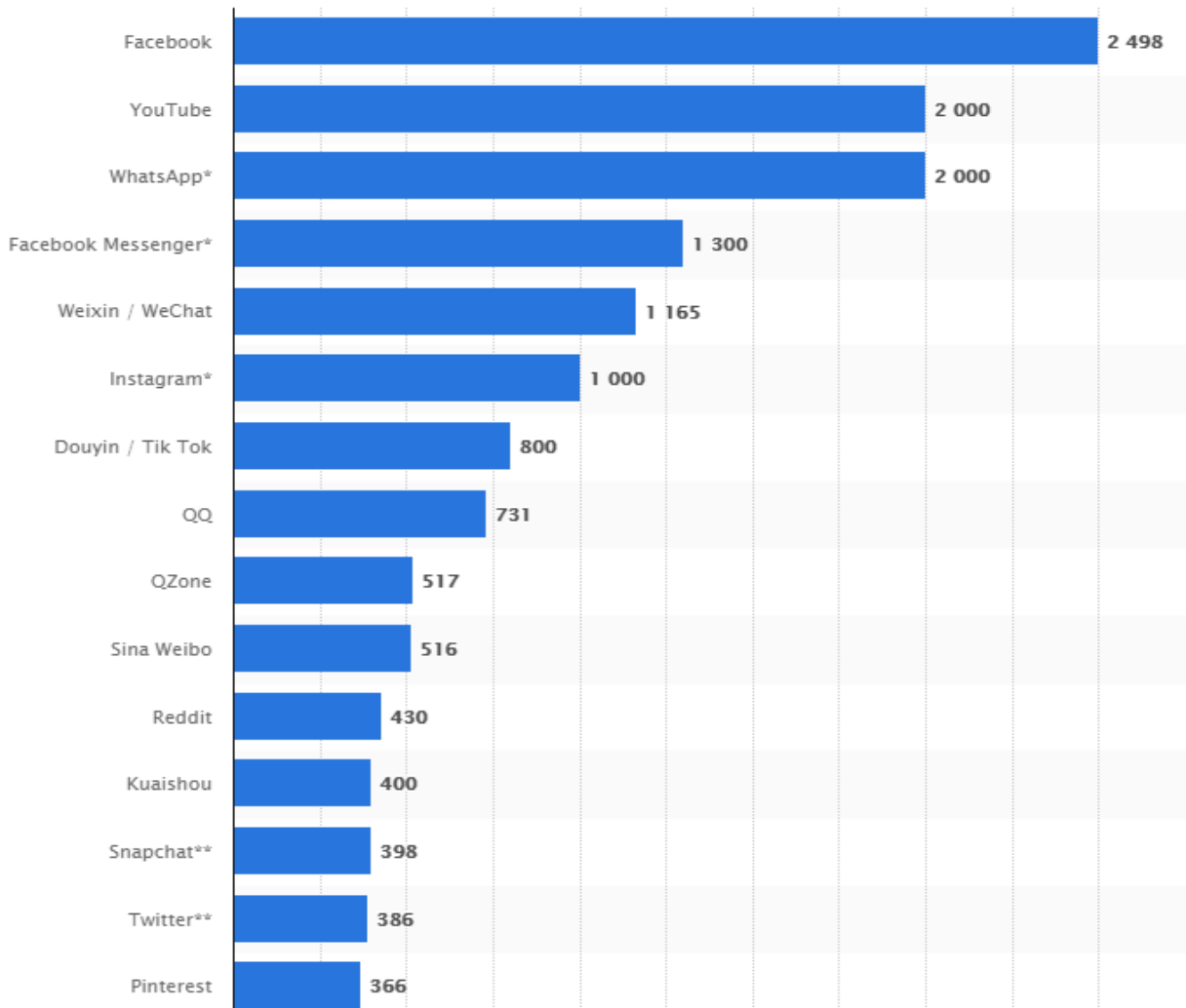


Рисунок 1 – Гістограма розподілу кількості активних користувачів соціальними мережами, в мільйонах

Лексемно-орієнтований підхід дозволяє визначити настрій заданого тексту в залежності від полярності слів або фраз у ньому. Настрій визначається такими кроками [9]: після попередньої обробки тексту відбувається перевірка маркера кожного слова на його полярність в лексиконі. Якщо слово не знайдено, то його полярність вважається нульовою. Інакше – йому призначається бал полярності, він може бути позитивним, або негативним. Після призначення балів полярності W всім словам, що містяться у тексті обчислюється остаточна оцінка S настрою тексту за (1). Для цього сума балів слів, які задають настрій тексту (крім нульових), ділиться на кількість m таких слів:

$$S = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m W_i, \quad (1)$$

де S – оцінка негативності повідомлення;
 W_i – бал полярності i слова;
 m – кількість слів, які задають настрій тексту.

Усереднення оцінки негативності повідомлення дозволяє отримати числове значення настрою у діапазоні від -1 до 1 . В цьому випадку “ 1 ” означає сильний позитивний настрій, а “ -1 ” вказує на сильний негативний настрій. Тоді як нейтральність повідомлення визначається “ 0 ”. Якість класифікації багато в чому залежить від якості словника.

Оскільки віртуальні спільноти розглядаємо з деструктивної точки зору через застосовність в інтересах інформаційно-психологічного впливу. До того ж наданні широкі можливості впливу на формування громадської думки, прийняття політичних, економічних і військових рішень. Оцінка S настрою тексту змінюватиметься від -1 до 0 . У даному діапазоні також задається бал полярності i слова (коефіцієнт впливу). Звідси отримаємо:

$$S = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m m_i W_i,$$

$$m_i = (-1, 0), \text{ якщо } m_i = 0 \rightarrow W_i = 0. \quad (2)$$

З огляду на це, словник складається на основі змістовних ознак маніпулятивності, за результатами проведення “групової експертної оцінки”. Такими ознаками маніпулятивності ПІВ в соціальних мережах є [1]:

- кількість повторів ключових слів, які визначають суть повідомлення і можуть прив’язувати текст до негативних штампів: фашизм, нацизм, корупція, зрада, біль, терор;
- посилання на інші засоби масової інформації, а не на першоджерело інформації: Як повідомляє “Українська правда”, “зараз все те саме, тільки беруть більше. Лише ставка за ризик збільшилась”, – сказав Президент про корупцію;
- кількість прикметників стосовно обсягу тексту. Прикметниками надається тексту емоційна забарвленість. Тоді як новини повинні найточніше відображати факти, а не давати їм емоційну оцінку. Будь-який виступ, документ, рішення можна охарактеризувати так, що їх текст буде мати характер темного, страшного, агресивного. Ці характеристики викликають негативні емоції – “Вам потрібне негативне ставлення до нововведень? – Надрукуйте їх чорними літерами на червоному тлі”;
- уживання дієслів на позначення розумової дії та її часових меж (“зосередитися”, “уявляти”, “починати”, “закінчувати”, “продовжувати”, “здається”);
- використання синонімів із потрібним контекстом. Замість “війна” – “примус до миру”, “миротворча операція”, “умиротворення”; замість “блокада” – “ембарго”; замість “акції непокори”, “бунт” – “прояви протестів” і навпаки.

Однак, лексемно-орієнтований підхід потребує наявності словника тональності, для визначення полярності слів, наразі такі словники є у відкритому доступі, проте вони не можуть врахувати особливості написання текстів в соціальних мережах. Методи навчання з учителем засновані на заздалегідь розміченій (навчальній) вибірці (вибірка, ПІВ текстів в якій заздалегідь визначений експертом (учителем)), на якій відбувається початкове навчання системи, і тому не вимагається наявності тональних словників. Складання навчальної вибірки позбавляє від необхідності використання тональних словників і при цьому дозволяє врахувати особливості предметної області. Навчена модель потім використовується для класифікації нерозмічених текстів, так званої тестової вибірки, розмір якої може бути в кілька разів більше розміру навчальної вибірки [8], [9].

Серед методів виявлення ПІВ в соціальних мережах із застосуванням навчання з учителем виділяються своєю ефективністю наступні [12]: метод опорних векторів, дерева прийняття рішень, наївний Байєсівський класифікатор, метод максимальної ентропії, нейронні мережі.

Метод опорних векторів (англ. Support Vector Machines, SVM) – один з методів машинного навчання для аналізу текстів з вчителем, класифікує дані як мінімум за двома класами [6]. Цей алгоритм представляється у вигляді розділяючої поверхні яка складається з точок у гіперпросторі, що лежать між полярними підмножинами, тобто розмежовує класи. Таким чином відстань між гіперплощинами характеризує точність класифікатора, чим вона

більше, тим менша величина помилки. Точки побудованої поверхні називаються опорними векторами [7]. В порівнянні з нейронними мережами цей класифікатор характеризується повільністю навчання.

Дерева рішень можуть застосовуватися до оброблення майже будь-яких типів даних, тому цей спосіб дуже популярний серед реалізацій алгоритмів машинного навчання. Вони використовуються для вирішення практичних задач в таких галузях: банківська справа (оцінка кредитоспроможності клієнта), промисловість (виявлення дефектів, контроль якості), медицина (діагностика захворювань), молекулярна біологія (аналіз будови амінокислот). При використанні методу навчання з учителем реалізується алгоритм, яким підготовлені дані діляться на менші частини, аби визначити модель придатну для класифікації. Потім дані представляються у вигляді деревоподібної структури, які є легко зрозумілими. Алгоритм добре підходить для випадків, коли може бути знайдено багато ієрархічних категоріальних відмінностей. Цей підхід використовує значення функцій для поділу даних на менші підмножини подібних класів. Структура дерева являє собою “листя” та “гілки”. На ребрах (“гілках”) дерева рішення записані атрибути, від яких залежить цільова функція, в “листях” записані значення цільової функції, а в інших вузлах – атрибути, за якими розрізняються випадки [12]. Деревами рішень не підтримується інкрементне навчання.

Одним з найпростіших методів для класифікацій тональності тексту, фільтрації спаму є наївний класифікатор Байєса. За основу його побудови взято теорему Байєса для визначення імовірності належності елементу вибірки до одного з класів завдяки припущенню статистичної незалежності випадкових величин [8]. Незважаючи на свою простоту, цей класифікатор є ефективним при вирішенні задачі класифікації текстів, а саме:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}, \quad (3)$$

де $P(A)$ – апіорна ймовірність гіпотези A ;

$P(A|B)$ – імовірність гіпотези A при B ;

$P(B|A)$ – імовірність гіпотези B за істинності гіпотези A ;

$P(B)$ – повна імовірність гіпотези B .

Класифікатор за методом максимальної ентропії є більш складним порівняно з наївним класифікатором Байєса. Однак, для деяких випадків він дає більш точні результати, оскільки не передбачає незалежності ознак. Дуже часто він використовується для вирішення задач тематичної класифікації тексту. Щоб застосувати метод максимальної ентропії до задачі класифікації текстів, потрібно вибрати набір функцій, які будуть використовуватися для встановлення обмежень. Для класифікації тексту з максимальною ентропією використовуємо класифікаційні ознаки, на їх підставі генеруються класифікаційні індикатори f_1, f_2, \dots, f_{k*n} , по одному індикатору на кожну пару ознака і клас. Тобто, всього таких ваг $n*k$, де n в – кількість класів, а k – кількість класифікаційних ознак [13]. Безпосередньо класифікація описується таким виразом:

$$p(c|d, \lambda) = \frac{\exp \sum_i^{n*k} \lambda_i f_i(c, d)}{\sum_{\tilde{c} \in C} \exp \sum_i^{n*k} \lambda_i f_i(\tilde{c}, d)}, \quad (4)$$

де f_i – i класифікаційний індикатор (значення 0 або 1);

λ_i – вага i класифікаційного індикатора f_i ;

c – клас-гіпотеза;

C – множина всіх можливих класів;

d – текст, що класифікується.

Кожен індикатор f_i має свою вагу λ_i , яка описує взаємозв'язок між відповідними класифікаційними ознаками і класом. Чим більше вага, тим сильніший зв'язок [13].

Для вирішення задачі автоматичного контролювання соціальних мереж для виявлення ІПВ дуже часто використовуються нейронні мережі (НМ). Кожним нейроном НМ здійснюється перетворення вхідних сигналів у вихідні.

Першою математичною моделлю НМ відображався перцептрон. Він складається з трьох типів елементів: вхідні сигнали, які передаються асоціативним, а потім реагуючим елементам. З цього виходить, що перцептроном створюється набір “асоціацій” між вхідними даними та необхідною реакцією на виході. Це класичний вигляд мереж прямого поширення (див, наприклад [11], рис. 2). Сигнал що подається на вхід поширюється тільки в один бік, проходячи кожен шар до самого виходу [11].

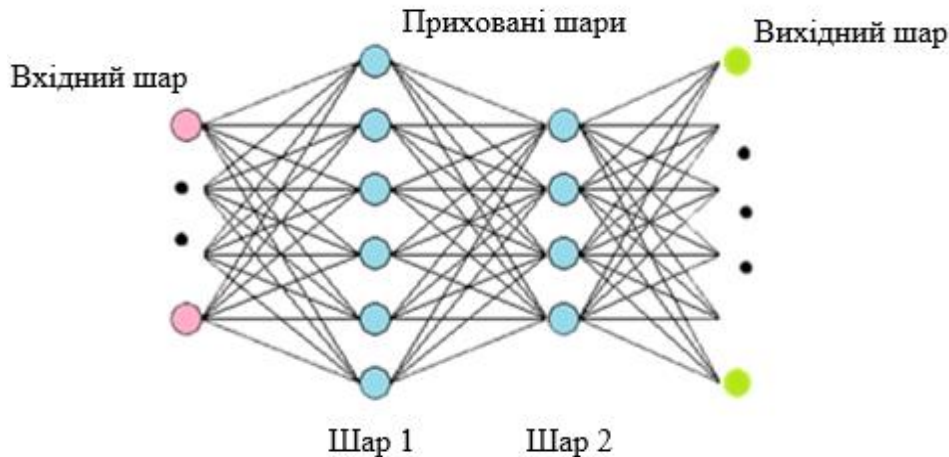


Рисунок 2 – Перцептрон з двома прихованими шарами

Для навчання перцептрона використовується метод зворотного поширення помилки. Основна ідея цього методу полягає в поширенні сигналів помилки від виходів мережі до її входів, в напрямку, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи. Для того, щоб мінімізувати помилки при виводі, тобто різниці між отриманими і еталонними значеннями та покращити точність моделі використовується метод стохастичного градієнтного спуску. Суть цього методу полягає в тому, що з кожною ітерацією градієнтного спуску необхідно перемішати вхідний навчальний набір даних та обрати випадковий приклад для навчання. В методі зворотного поширення обчислюється вектор градієнта поверхні помилок. Цей вектор вказує напрямок найкоротшого спуску поверхнею з даної точки [14]. Це дозволить при просуванні ним зменшити помилку між отриманими та еталонними значеннями.

Тож кожен з розглянутих методів має свої переваги та недоліки, особливості використання, які необхідно врахувати під час вибору методу виявлення ІПВ в соціальних мережах (див. табл. 1).

Таблиця 1 – Порівняння методів виявлення ІПВ

Назва методу	Застосування словників	Попередня лінгвістична обробка тексту	Суб'єктивність	Виявлення інформаційно-психологічного впливу
Лексемний метод	+	+	+	+
Метод опорних векторів	-	-	-	+
Дерева прийняття рішень	-	+	-	-

Продовження таблиці 1

Наївний класифікатор Байєса	+	-	-	+
Метод максимальної ентропії	+	-	-	+
Нейронні мережі	-	-	-	+

Висновки. Основним майданчиком для формування і поширення ППВ в соціальних мережах стають віртуальні спільноти. Серед розглянутих методів автоматичного аналізу контенту для виявлення ППВ найбільш дієвими є метод машинного навчання заснований на використанні нейронних мереж. Цей метод не потребує попередньої обробки тексту, не потрібно складати словники, можна здійснювати класифікацію за декількома різними категоріями. Це дозволить виявляти різні види ППВ. Цьому сприяє можливість до навчання нейронної мережі при появі нової інформації. Також доцільно використовувати лексемно-орієнтований підхід за можливості формування якісного словника. Для цього експертами визначається полярність слів, що займає багато часу. Використання тільки одного методу не може гарантувати правильність отриманих результатів. Саме тому для виявлення ППВ в соціальних мережах рекомендовано використовувати декілька методів одночасно.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] К. Молодецька-Гринчук, “Метод виявлення ознак інформаційних впливів у соціальних інтернет-сервісах за змістовними ознаками”, *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, № 2, с. 117-126, 2017, doi: 10.15588/1607-3274-2017-2-13.
- [2] Р. Гришук, та К. Молодецька-Гринчук, “Методологія побудови системи забезпечення інформаційної безпеки держави у соціальних інтернет-сервісах”, *Захист інформації*, том 19, № 4, с. 25-262, 2017, doi: 10.18372/2410-7840.19.12204.
- [3] Most famous social network sites worldwide as of October 2018, ranked by number of active users (in millions). [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/272014/global-social-networks-ranked-by-number-of-users/>. Accessed on: October 17, 2019.
- [4] А. Соловей. “Виртуальные сообщества как особая форма социальной интеграции”, *Психология, социология и педагогика*. № 6, № 33, с. 33-41, 2014. [Електронний ресурс]. Доступно: <http://psychology.snauka.ru/2014/06/3341>. Дата звернення: Лют. 10, 2020.
- [5] В. Горбулін, О. Додонов, та Д. Ланде, *Інформаційні операції та безпека суспільства: загрози, протидія, моделювання*, Київ, Україна: Інтертехнологія, 2009.
- [6] K. Sangwook, Y. Zhibin, M. Rhee, and L. Minho, “Deep learning of support vector machines with class probability output networks”, *Neural Networks*, vol. 64, no. C, pp. 19-28, 2015, doi: 10.1016/j.neunet.2014.09.007.
- [7] D. Guthrie, “Unsupervised detection of anomalous text”, Doctor of Philosophy, Department of Computer Science, University of Sheffield, Sheffield, England, 2008.
- [8] S. Baccianella, A. Esuli, and F. Sebastiani, “Sentiwordnet 3.0: An enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining”, in *Proceedings of LREC*, 2010, pp. 2200-2204.
- [9] P. Stone, “A computer approach to content analysis: Studies using the general inquirer system”, in *Spring Joint Computer Conference*, New York, 1963, pp. 241-256.
- [10] Классификация текста с помощью нейронных сетей и TensorFlow [Електронний ресурс]. Доступно: <https://tproger.ru/translations/text-classificationtensorflow-neural-networks>. Дата звернення: Лип. 17, 2019.
- [11] A. Karpathy, “The Unreasonable Effectiveness of Recurrent Neural Networks”, *Andrej Karpathy blog*, 2015 [Online]. Available: <http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/>. Accessed on: April 12, 2019.

- [12] I. Witten, E. Frank, and M. Hall, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques 3rd Edition*. Waltham, USA: Morgan Kaufmann, 2011.
- [13] K. Nigam, "Using maximum entropy for text classification", in *IJCAI99 workshop on machine learning for information filtering*, 1999, pp. 61-67.
- [14] R. Byrd, S. Hansen, J. Nocedal, and Y. Singer "A Stochastic Quasi-Newton Method for Large-Scale Optimization", *SIAM Journal on Optimization*, vol. 26, no. 2, pp. 1008-1031, 2016, doi: 10.1137/140954362.

Стаття надійшла до редакції 31.03.2020.

REFERENCE

- [1] K. Molodetska-Grinchuk, "Method for identifying signs of information impacts in social Internet services based on their content", *Radio electronics, informatics, management*, no. 2, pp. 117-126, 2017, doi: 10.15588/1607-3274-2017-2-13.
- [2] R. Grischuk, and K. Molodetska-Grinchuk, "Methodology of building a system to ensure information security of the state in social Internet services", *Information Protection*, vol. 19, no. 4, pp. 25-262, 2017, doi: 10.18372/2410-7840.19.12204.
- [3] Most famous social network sites worldwide as of October 2018, ranked by number of active users (in millions). [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/272014/global-social-networks-ranked-by-number-of-users/>. Accessed on: October 17, 2019.
- [4] A. Solovey. "Virtual communities as a special form of social integration", *Psychology, sociology and education*, no. 6(33), pp. 33-41, 2014. [Online]. Available: <http://psychology.snauka.ru/2014/06/3341>. Accessed on: February 10, 2020.
- [5] V. Gorbulin, A. Dodonov, and D. Lande, *Information operations and public safety: threats, counteraction, modeling*, Kyiv, Ukraine: Intertechnology, 2009.
- [6] K. Sangwook, Y. Zhibin, M. Rhee, and L. Minho, "Deep learning of support vector machines with class probability output networks", *Neural Networks*, vol. 64, no. C, pp. 19-28, 2015, doi: 10.1016/j.neunet.2014.09.007.
- [7] D. Guthrie, "Unsupervised detection of anomalous text", Doctor of Philosophy, Department of Computer Science, University of Sheffield, Sheffield, England, 2008.
- [8] S. Baccianella, A. Esuli, and F. Sebastiani, "Sentiwordnet 3.0: An enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining", in *Proceedings of LREC*, 2010, pp. 2200-2204.
- [9] P. Stone, "A computer approach to content analysis: Studies using the general inquirer system", in *Spring Joint Computer Conference*, New York, 1963, pp. 241-256.
- [10] Text classification using neural networks and TensorFlow. [Online]. Available: <https://tproger.ru/translations/text-classificationtensorflow-neural-networks>. Accessed on: July 17, 2019.
- [11] A. Karpathy, "The Unreasonable Effectiveness of Recurrent Neural Networks", *Andrej Karpathy blog*, 2015. [Online]. Available: <http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/>. Accessed on: April 12, 2019.
- [12] I. Witten, E. Frank, and M. Hall, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques 3rd Edition*. Waltham, USA: Morgan Kaufmann, 2011.
- [13] K. Nigam, "Using maximum entropy for text classification", in *IJCAI99 workshop on machine learning for information filtering*, 1999, pp. 61-67.
- [14] R. Byrd, S. Hansen, J. Nocedal, and Y. Singer "A Stochastic Quasi-Newton Method for Large-Scale Optimization", *SIAM Journal on Optimization*, vol. 26, no. 2, pp. 1008-1031, 2016, doi: 10.1137/140954362.

VALERIIA POKROVSKA

ANALYSIS OF INFORMATION-PSYCHOLOGICAL IMPACT DETECTION METHODS IN SOCIAL NETWORKS

Methods with the help of which it is possible to carry out automatic content analysis in social networks for the detection information-psychological impact are analyzed. Based on the performed research, the features of the virtual communities functioning in social networks were determined. Virtual communities have become objects and tools of external information management and the information confrontation arena at different levels. They have become an ideal tool for information-psychological impact on the national interests of the state, society in the information, and cyberspace, in general. To prevent and counteract shocks in society, it is necessary to constantly monitor the presence of negative informational-psychological impact in communities to be able to resist it. Methods for detecting information-psychological impact include methods based on the use of lexemes and machine learning with a teacher, namely: support vector machine, the naive Bayes classifier, decision trees, the method of maximum entropy, and neural networks. Each of the analyzed methods has its own advantages and disadvantages, features of use, which must be taken into account when choosing a method for detecting information-psychological impact in social networks. Among the methods considered for automatic content analysis, the most effective method is a machine learning based on the use of neural networks. This method does not involve pre-processing of text, there is no need to create dictionaries, can classify into several categories. This allows identifying different types of information-psychological impact by training the network with new information. So, updates of content in social networks are taken into account. It has been established that unlike neural networks, the decision tree for detecting information-psychological impact cannot be used in practice. This limitation is due to the difficulty of maintaining incremental training. You can take a large amount of data and build a decision tree for it. However, it is impossible to take into account new messages, because you will have to teach it from scratch every time.

Keywords: information-psychological impact, machine learning, neural networks, lexeme-oriented approach, sentiment analysis.

Покровська Валерія Олександрівна, інженер лабораторії кафедри кібербезпеки і застосування інформаційних систем і технологій, Інститут спеціального зв'язку та захисту інформації Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", Київ, Україна.

ORCID: 0000-0002-1318-5521.

E-mail: Hilariyap@gmail.com.

Pokrovska Valeriia, engineer at the cybersecurity and application of information systems and technologies academic department, Institute of special communication and information protection of National technical university of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv polytechnic institute", Kyiv, Ukraine.