

УДК 004.77:159.018

DOI: 10.31866/2617-796x.2.1.2019.175655

**Хрущ Світлана,***асистент,**Київський національний університет культури і мистецтва,**Київ, Україна**miksa@ukr.net**<https://orcid.org/0000-0001-9349-7762>***Островська Вероніка,***магістр факультету інформаційних технологій**та комп'ютерної інженерії,**Вінницький національний технічний університет,**Вінниця, Україна**nika.ostrovska21@gmail.com**<https://orcid.org/0000-0002-2374-1501>*

## МЕТОДИ ВИЯВЛЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНО-ПСИХОЛОГІЧНИХ ВПЛИВІВ В СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ

**Метою статті** є створення системи аналізу даних методу виявлення тролінгу шляхом визначення тональності текстового контенту соціальних мереж; отримання показників, які характеризують наявність ознак тролінгу в тексті; обчислення для цих показників інформаційної ентропії текстового контенту та порівняння її числового значення із допустимим граничним.

**Методами дослідження** є аналіз відповідності аналітичних систем висунутим до них вимогам і виявлення переваг нейромережевого підходу порівняно з традиційними математичними методами: математичної статистики, кластерного, регресійного, факторного аналізу. Як інтелектуальну систему аналізу даних, що найбільш задовольняє сучасним вимогам до аналітичних систем, в даній роботі пропонується вибрати клас систем з використанням технології нейромережевого аналізу.

**Новизною проведеного дослідження** є побудова штучної нейромережі, яка володіє наступними перевагами: високоефективна паралельно-послідовна обробка інформації, максимальний потенційний паралелізм і найбільш ефективно використання будь-якої паралельної обчислювальної архітектури у порівнянні з іншими обчислювальними технологіями.

**Висновок.** Масовий паралелізм нейрообчислень, необхідний для ефективної обробки образів, забезпечується локальністю обробки інформації в нейромережах. Кожен нейрон реагує лише на локальну інформацію, що надходить до нього в даний момент від пов'язаних з ним таких же нейронів, без апеляції до загального плану обчислень. Таким чином, нейромережеві алгоритми локальні, і нейрони здатні функціонувати паралельно.

**Ключові слова:** нейрон; нейронна мережа; аналіз даних; глибоке навчання; тролінг; тональність текстового контенту.

**Вступ.** Практика функціонування соціальних мереж в останні роки свідчить про те, що вони перетворилися на джерело загроз інформаційній безпеці людини, суспільства та держави, актуалізувавши необхідність розробки методик та технологій, які були б ефективними для нейтралізації діяльності іноземних структур, спрямованої проти інтересів України. В соціальних інтернет-сервісах тролі як засоби агресивного впливу поділяються на: природних, професійних та ботів. Під природними тролями мається на увазі користувач, який, як правило, спеціально тролінгом не займається. Професійні тролі є найманими особами, які залишають коментарі в соціальних мережах за завданням урядових структур. Такі тролі за гроші залишають коментарі, призначені для здійснення пропаганди або розміщення політичної реклами під новинами на форумах, блогах або на інших соціальних ресурсах в мережі. Бот – це шкідлива програма, яка імітує діяльність людини через користувацькі інтерфейси (Войтович, Дудатьєв та Головенько, 2018).

**Результати дослідження.** Серед видів тролінгу особливу привертає увагу політичний тролінг, основна мета якого – вплинути на свідомість та підсвідомість прихильників конкретних організацій, реалізувати політичні інтереси певної особи (організації, спільноти, партії тощо). Політичний троль втручається в особистісні та професійні якості суперника, впливає на нього, виводить з рівноваги і викликає бажану реакцію (Акулич, 2012). На рис. 1 наведена умовна класифікація тролів.

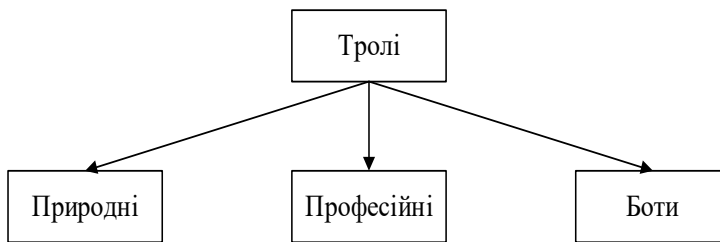


Рис.1. Класифікація тролів

Відмінність політичного від звичайного тролінгу полягає в тому, що перший має на меті поширення власних ідей і псування репутації конкурентів. У своїй діяльності політичні тролі використовують різні методи: публікують матеріали та коментарі провокаційного змісту, які викликають бурхливі реакції та дискусії, що прагнуть відвернути увагу учасників від теми, яка обговорюється. Політичні тролі акцентують увагу на сайтах новин, блогах, сторінках інтернет-видань і розповсюджують коментарі маніпулятивного змісту задля підтримки певного кандидата чи політичної сили та дискредитації опонента. Вони намагаються створити видимість невдоволення широких верств населення існуючою владою чи певним політиком, для чого реєструють сотні однотипних «нікнеймів» (англ. nickname – «прізвисько») з нібито різних регіонів та надсилають від їх імені сотні повідомлень невдоволеного характеру, тим самим компрометуючи конкурента.

Троль умовно розділяє учасників комунікації на два протилежно непримиримих полюси, спілкування яких переростає в справжнє інформаційне протистояння. Замість ведення конструктивної дискусії, троль на всі заперечення відповідає

одноманітними фразами і скопійованим текстом. Багаторазово використовує ті самі тези (Громова, б.г.).

Для виявлення тролінгу в соціальних мережах необхідно виокремлювати в публікаціях такі важливі ознаки його застосування: тональність повідомлень, емоційність повідомлень, сумнівність наведених фактів, сенсаційність повідомлення, повідомлення у великій кількості та дублікати повідомлень (Акулич, 2012).

Повідомлення, які надсилають тролі, мають образливий характер, неетичну критику та не змістове, а саме емоційне наповнення. Емоційна складова спеціально підготовленої інформації і, як наслідок, відповідний стан соціуму може максимально сприяти ефективному поширенню інформації або, навпаки, створювати умови для повного неприйняття інформації. Тому для виявлення тролінгу першочергово слід визначити тональність повідомлень. Метою цього є з'ясування позиції користувача відносно досліджуваних об'єктів або подій, що зводиться до віднесення тональності публікації до попередньо визначеної категорії – негативна, позитивна, нейтральна.

Етапи виявлення інформаційно-психологічних впливів

Перший етап – це визначення тональності публікацій  $F$  на основі методів машинного навчання. Аналіз сучасних підходів показав, що для вирішення задачі визначення тональності контенту соціальних мереж з метою виявлення інформаційно-психологічних операцій одним із найкращих інструментів є нейронні мережі (Волосюк, 2014).

Нехай задані деяка кінцева множина категорій  $C = \{c_1 \dots c_{|C|}\}$ , кінцева множина документів  $D = \{d_1 \dots d_{|D|}\}$  і невідома цільова функція  $\Phi$ , яка для кожної пари <документ, категорія> визначає, чи відповідають вони один одному:  $\Phi : D \times C \rightarrow \{0,1\}$ .

Завдання полягає в тому, щоб знайти максимально близьку до функції  $\Phi$  функцію  $\Phi'$ . Функцію  $\Phi'$  називають класифікатором.

Машинне навчання ґрунтується на початковій колекції документів  $Q = \{d_1 \dots d_{|Q|}\} \subseteq D$ . При цьому, значення цільової функції  $\Phi$  відомо для кожної пари  $\langle d_i, c_j \rangle \in Q \times C$ . Документи з  $Q$  розділяють на дві колекції, що не перетинаються між собою:

«навчальну»  $T_r = \{d_1 \dots d_{|T_r|}\}$ . Колекція документів, за допомогою якої створюється класифікатор  $\Phi'$ .  $\Phi'$  навчається індуктивно, ґрунтуючись на помічених характеристиках цих документів;

«тестову»  $T_e = \{d_{|T_r|+1} \dots d_{|Q|}\}$ . Колекція документів, на якій тестується ефективність побудованого класифікатора. Кожен «тестовий» документ подається на вхід класифікатору  $\Phi'$ , потім порівнюється результат класифікатора  $\Phi'(d_i, c_j)$  з відомим значенням функції  $\Phi(d_i, c_j)$ .

Класифікатор вважається тим ефективніше, чим частіше ці значення збігаються.

Документ  $d \in Q$  називається позитивним або негативним прикладом для категорії  $C$ , якщо значення функції  $\Phi(d, c)$  дорівнює 1 або 0 відповідно.

Варто зазначити, що існує два різних найбільш поширених види класифікації. Залежно від відповіді, класифікація буває:

точна:  $\Phi' : D \times C \rightarrow \{0,1\}$ ;

ранжирувана:  $\Phi' : D \times C \rightarrow [0,1]$ .

Таким чином, класифікація може бути точною, коли кожній парі <документ, клас> ставиться у відповідність логічне значення – істина або хибно, тобто, відповідає документ категорії чи ні. Другий тип класифікації називається ранжируванням. Кожній парі <документ, клас> класифікатор зіставляє число, що характеризує ступінь приналежності документа до того чи іншого класу і лежить в діапазоні  $[0,1]$ .

Оскільки повідомлення тролів містять критику, самовпевнені висловлювання, нецензурну лексику та інші негативні засоби впливу, доцільно звернути увагу на контент саме з негативною тональністю. Тому на наступних етапах буде досліджуватися контент з негативною тональністю, що був відібраний на цьому етапі.

Другий етап полягає в визначенні емоційного забарвлення негативного контенту  $F_1$  соціальних мереж. На цьому етапі відбувається визначення наявності у повідомленні проявів емоцій чи почуттів автора стосовно досліджуваних об'єктів або подій і полягає у встановленні кількості окличних речень, вигуків, прислівників, вживання лексем емоційного характеру.

Окличні речення  $F_{11}$  – відношення числа окличних речень  $S_{dec}$  до всієї кількості речень  $S$  в текстовому контенті:

$$F_{11} = \frac{S_{dec}}{S}.$$

Вигуки  $F_{12}$  – показник вживання у публікації вигуків (наприклад, ага, ну-ну, ова, от тобі і на тощо):

$$F_{12} = \frac{W_{int}}{W},$$

де  $W_{int}$  – кількість знайдених вигуків у публікації;  $W$  – загальна кількість слів.

Прислівники  $F_{13}$  – кількість прислівників  $W_{adv}$  у текстовому контенті, що застосовуються для порівняння та зосередження читача публікації на його емоціях (наприклад, немов, більше, сором, на жаль, на щастя, назавжди тощо):

$$F_{13} = \frac{W_{adv}}{W}.$$

Лексеми емоційного характеру  $F_{14}$  – показник вживання у коментарях лексем емоційного характеру  $W_{emot}$  (наприклад, посміховисько, жертва, жадливий тощо):

$$F_{14} = \frac{W_{emot}}{W}.$$

Третій етап полягає в виявленні ознак сумнівності викладених у негативному контенті соціальних мереж фактів  $F_3$ , який зводиться до розрахунку частки, що показує ступінь відсутності аргументації, частки запитальних речень та частки сумнівних висловлювань.

Відсутність аргументації  $F_{21}$  – показник використання слів, які відкидають необхідність обґрунтування та підтвердження правдивості контенту (наприклад, явно, незаперечний факт, поза сумнівом, вочевидь, певна річ, само собою зрозуміло тощо):

$$F_{21} = \frac{W_{unarg.}}{W}$$

де  $W_{unarg.}$  – кількість слів із запереченням необхідності підтвердження контенту.

Наявність запитальних речень  $F_{22}$  – показник наявності запитальних речень  $S_q$  у текстовому контенті:

$$F_{22} = \frac{S_q}{S}$$

Сумнівні висловлювання  $F_{23}$  – показник вживання слів, які можуть трактуватися по-різному (наприклад, можливо, ймовірно, постійно):

$$F_{23} = \frac{W_{amb}}{W},$$

де  $W_{amb}$  – кількість неоднозначних висловлювань.

Четвертий етап – встановлення сенсаційності негативного контенту  $F_3$  внаслідок підвищення уваги користувачів соціальних мереж, оперативності контенту в результаті використання слів для створення атмосфери скороминущості й першочерговості явищ. Етап зводиться до виявлення наступних ознак.

Підвищення уваги  $F_{31}$  – показник використання слів, що здатні привернути увагу читача, зумовлюють зростання тривоги (наприклад, напад, жах, небезпека):

$$F_{31} = \frac{W_{atten}}{W},$$

де  $W_{atten}$  – кількість виявлених слів, що підвищують увагу.

Оперативність  $F_{32}$  – показник вживання слів, які створюють атмосферу скороминущості й першочерговості явищ (наприклад, відразу, терміново, раптово):

$$F_{32} = \frac{W_{effic}}{W},$$

де  $W_{effic}$  – кількість знайдених слів для демонстрації оперативності.

П'ятий етап – визначення кількості повідомлень від одного користувача та дублікатів повідомлень  $F_4$ . У соціальних інтернет-сервісах користувачі звертають увагу на контент з великою кількістю репостів, коментарів та «лайків» (Faraz, 2016). Публікуючи багато коментарів, тролі спричиняють соціалізацію цього контенту та створюють видимість активного обговорення, їх важливості та критичності. Як правило, до цього вдаються соціальні тролі (Молодецька, 2016).

В загальному вигляді зв'язок між ознаками застосування тролінгу в соціальних мережах, що розглянуті на попередніх етапах, зображено у вигляді ієрархії на рис. 2.

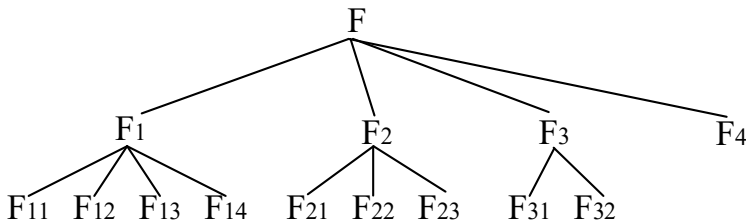


Рис.2. Ієрархія ознак застосування тролінгу в соціальних мережах

Сутність алгоритму визначення дублікатів повідомлень полягає у знаходженні повторень конструкцій слів у контенті, що налізується, та наведена нижче.

*Крок 1* полягає в приведенні тексту повідомлень до канонічного вигляду. Для цього необхідно видалити смайли, хештеги, HTML-теги, гіперпосилання, розділові знаки, прийменники, сполучники й інші компоненти, які не несуть змістовного навантаження контенту. В деяких випадках слід здійснювати нормалізацію іменників до однини називного відмінка.

На *Кроці 2* здійснюється розбиття нормалізованого тексту на фрагменти. Вибір значення довжини текстового фрагменту залежить від довжини самого тексту і лежить в інтервалі 5-10. Зростання довжини вихідного тексту вимагає збільшення цього показника.

На *Кроці 3* обчислюється хеш-сума фрагменту тексту, яка порівнюється, з використанням функцій (SHA1, SHA2, SHA3, MD5 тощо) і записується в двовимірний масив даних. Після цього випадково обирають значення хешів зі збережених для порівняння між собою.

*Крок 4* зводиться до розрахунку показника відповідності порівнюваного текстового контенту як співвідношення кількості хешів фрагментів з однаковими значеннями до їх загальної кількості.

Шостий етап – розрахунок інформаційної ентропії застосування засобів тролінгу в соціальних мережах, використовуючи показники, що отримані на попередніх етапах. Суть полягає у встановленні рівня невизначеності щодо наявності у негативному контенті прихованого впливу на користувачів соціальних мереж. Числове значення порівнюється із шкалою оцінки для прийняття рішення про рівень загрози. Шкала оцінки застосування засобів тролінгу в соціальних мережах поділяється на п'ять інтервальних значень ентропії: дуже висока – [0.00;0.20], висока – [0.21;0.49], звичайна – [0.50-0.74], низька – [0.75-0.90], дуже низька – [0.91-1.00] (Грищук та Мамарев, 2012).

Таким чином, зміст методу виявлення тролінгу зводиться до визначення тональності текстового контенту соціальних мереж; отримання показників, які характеризують наявність ознак тролінгу в тексті; обчислення для цих показників інформацій-

ної ентропії текстового контенту та порівняння її числового значення із допустимим граничним. Інформаційна ентропія зменшується при зростанні частот появи ознак тролінгу у текстовому контенті соціальних мереж. У випадку малих частот прояву цих ознак інформаційна невизначеність зростає (Островська, б.р.).

Як інтелектуальну систему аналізу даних, що найбільш задовольняє сучасним вимогам до аналітичних систем, в даній роботі пропонується вибрати клас систем з використанням технології нейромережевого аналізу.

Обґрунтування даного вибору впливає з представленого в табл. 1 аналізу відповідності аналітичних систем висунутим до них вимогам і виявлення переваг нейромережевого підходу порівняно з традиційними математичними методами: математичної статистики, кластерного, регресійного, факторного аналізу.

В порівнянні з цими методами підхід, заснований на застосуванні штучних нейронних мереж, має такі переваги. По-перше, створюється єдина для всіх завдань обчислювальна парадигма. Можливе вирішення однією мережею одночасно декількох завдань класифікації або прогнозу. Використовуючи нейронні мережі з порівняно невеликим числом нейронів, можна вирішувати досить складні завдання з різних проблемних областей.

Таблиця 1

### Відповідність аналітичних систем до висунутих до них вимог

Аналітична система	Дані великих об'ємів	Зашумлені дані	Єдиний математичний апарат	Знання математичного апарату	Ясність результату
Предметно-орієнтовані системи	+	-	-	+	+
Статистичні пакети	+	+	+	-	-
Нейромережеві пакети	+	+	+	+	-
Системи на основі методу найближчого сусіда	-	-	+	+	-
Системи на основі методу дерев рішень	+	-	-	+	+
Системи на основі методів еволюційного програмування	+	+	+	-	-
Системи обмеженого перебору	-	-	-	+	+

По-друге, нейронні мережі являють собою моделі, що навчаються, а це дозволяє просто додатково навчати їх при надходженні нових даних або перенавчати для обробки даних, отриманих з іншої проблемної області. Крім того, заміна етапу програмування (налаштувань) на навчання дозволяє не висувати до користувача вимог до знання математичного апарата, зробити роботу з системою аналізу більш зрозумілою і доступною.

По-третє, в нейронних мережах можна використовувати будь-яку кількість незалежних і залежних ознак, число прикладів для різних класів (при вирішенні задачі класифікації) може бути різним. У нейронній мережі є процедура підрахунку значущості незалежних ознак і можливість мінімізації їх числа.

Ці переваги з'являються завдяки запозиченню ідей функціонування мозку. Штучні нейронні мережі, а в більш загальному випадку і вся нейроінформатика, з'явилися при спробі моделювання мозку не на основі нейробіологічних ідей, а на основі кібернетичних. Так, в основі всього нейромережевого підходу лежить ідея побудови обчислювального пристрою з великого числа паралельно працюючих простих процесорних елементів – нейронів. Ці нейрони функціонують незалежно один від одного і пов'язані між собою односпрямованими каналами передачі інформації – синапсами.

Побудована за таким підходом штучна нейромережа володіє по аналогії з її біологічними прототипами наступними перевагами (Горбань, Дунин-Барковський та Кирдин, 1998).

Високоєфективна паралельно-послідовна обробка інформації, максимальний потенційний паралелізм і найбільш ефективне використання будь-якої паралельної обчислювальної архітектури у порівнянні з іншими обчислювальними технологіями. Масовий паралелізм нейрообчислень, необхідний для ефективного обробки образів, забезпечується локальністю обробки інформації в нейромережах. Кожен нейрон реагує лише на локальну інформацію, що надходить до нього в даний момент від пов'язаних з ним таких же нейронів, без апеляції до загального плану обчислень. Таким чином, нейромережеві алгоритми локальні, і нейрони здатні функціонувати паралельно.

Відсутність глобального плану обчислень в нейромережах передбачає і особливий характер їх програмування. Це також носить локальний характер: кожен нейрон змінює свої адаптивні параметри – ваги синапсів – відповідно до надходящої до нього локальної інформації про ефективність роботи всієї мережі як цілого. Режим поширення такої інформації по мережі і відповідної їй адаптації нейронів носить характер навчання. Такий спосіб програмування дозволяє ефективно врахувати специфіку необхідного від мережі способу обробки даних, алгоритм не задається заздалегідь, а породжується самими даними – прикладами, на яких мережа навчається. Саме таким чином в процесі самонавчання біологічні нейромережі виробили ефективні алгоритми обробки сенсорної інформації. Місце програмування займає процес навчання нейромережі, Привабливою рисою нейрокомп'ютерингу є єдиний принцип навчання нейромереж – мінімізація емпіричної помилки. Функція помилки, що оцінює дану конфігурацію мережі, задається ззовні – залежно від мети навчання. Але далі мережа починає поступово



модифікувати свою конфігурацію – стан всіх своїх синаптичних ваг таким чином, щоб мінімізувати цю помилку. У підсумку, в процесі навчання мережа все краще справляється з покладеним на неї завданням.



Рис. 3. Етапи роботи з нейронною мережею

Додатковим аргументом у використанні методів глибокого навчання (як і методів машинного навчання в цілому) є можливість провести аналіз даних без поглибленого вивчення лінгвістики та (або) залучення лінгвістичних експертів. Таким чином, актуальним стає детальне дослідження та використання саме методів глибокого навчання для завдання аналізу тональності текстової інформації російською мовою, з подальшим застосуванням розроблених етапів для інтелектуальної обробки користувацьких повідомлень у соціальних мережах.

Постановка задачі вибору оптимальної структури для нейронної мережі пов'язана з етапністю роботи з нейромережею. Можлива схема роботи з нейронною мережею наведена на рис. 3. На відміну від широко поширених схем

роботи нейромережі, тут навмисно розділені етапи вибору архітектури і вибору структурних елементів нейромережі (під структурними елементами будемо розуміти шари, нейрони і міжнейронні зв'язки). Поділ етапів дозволяє стверджувати, що архітектура нейронної мережі обирається на першому етапі і надалі не піддається змінам, навіть якщо буде застосована процедура спрощення. Дійсно, видалення синапсів, може призвести до видалення нейрона, але ні перше, ні друге не призведе до утворення циклів у функціонуванні мережі, якщо вони не були введені на етапі синтезу архітектури.

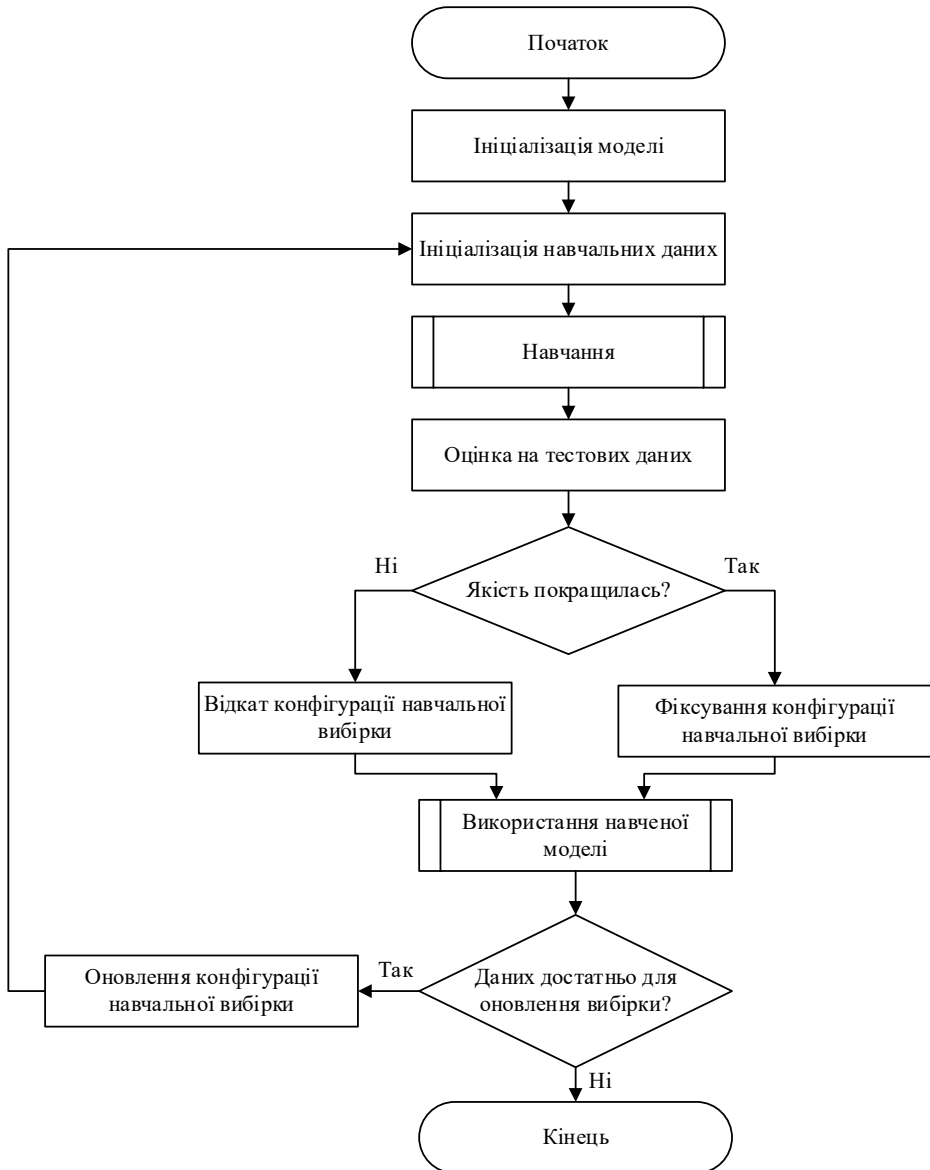


Рис. 4. Блок-схема алгоритму аналізу тональності даних

Наступний крок аналізу даних з використанням нейронних мереж це навчання нейронної мережі. Здатність до навчання є фундаментальною властивістю нейромережевої технології. У контексті штучної нейронної мережі процес навчання може розглядатися як налаштування ваг зв'язків для ефективного виконання поставленої задачі. Зазвичай нейронна мережа повинна налаштувати ваги зв'язків за допомогою наявної навчальної вибірки. Функціонування мережі покращується в міру циклічного налаштування вагових коефіцієнтів.

Властивість мережі навчатися на прикладах робить їх більш привабливими в порівнянні з підходами, які слідує певній системі правил функціонування, що сформульована експертами.

Згідно постановки задачі класифікації, на основі відомої навчальної вибірки текстових повідомлень  $X_{train}$  будується апроксимуюча функція  $\Phi'$  відповідно до обраного алгоритму машинного навчання. З огляду на те, що розмір навчальної вибірки позитивно впливає на якість одержуваної апроксимації, буде доцільним побудувати процес таким чином, щоб на основі накопичувальної текстової інформації можна було поповнювати множину навчальних прикладів. Зміну якості класифікації можна відстежувати на тестовій вибірці.

Якщо апроксимація, побудована при використанні доповненої множини повідомлень  $\tilde{X}_{train}$  показує кращі результати, ніж апроксимація на основі  $X_{train}$ , слід зафіксувати нові приклади в навчальній вибірці. В іншому випадку, потрібно окремо провести аналіз причин зниження якості (наприклад, модель була перенавчена і потрібно коригування гіперпараметрів). Блок-схема на рис. 4 демонструє алгоритм аналізу тональності даних за допомогою нейронної мережі з можливістю поповнення навчальної вибірки.

Початковою точкою блок-схеми є початкова ініціалізація даних – перед початком всього процесу система має певний початковий набір текстових фрагментів. При відсутності такого можна розглядати початковий набір даних як випадковий, в такому випадку додавання реальних даних призведе до поліпшення якості класифікації тональності і процес залишиться незмінним у своїй постановці.

Передостанній етап роботи інтелектуальної системи аналізу даних полягає в спрощенні нейронної мережі.

**Висновки.** У контексті поставленої задачі створення системи аналізу даних, важливим практичним результатом спрощення нейронної мережі є поява можливості приведення нейронної мережі до логічно зрозумілого для дослідника вигляду.

Спрощення нейронної мережі можна проводити в наступних напрямках:

- пониження розмірності входів;
- мінімізація загальної кількості синапсів;
- вибір оптимальної архітектури.

Вибір оптимальної архітектури нейронної мережі дає широкі можливості для спрощення мережі. Можливість оптимізації мережі тісно пов'язана з другим етапом роботи з нейронною мережею – вибір структурних елементів мережі.

---

**СПИСОК ПОСИЛАНЬ**

---

- Акулич, М.М., 2012. Интернет-троллинг: понятие, содержание и формы. *Вестник Тюменского государственного университета*, 8, с. 47-54.
- Войтович, О.П., Дудатьев, А.В. та Головенько, В.О., 2018. Модель та засіб для виявлення фейкових облікових записів у соціальних мережах. *Вчені записки Таврійського національного університету ім. В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки*, 1 (29), с. 112-119.
- Волосюк, Ю.В., 2014. Методи класифікації текстових документів в задачах Text Mining. *Наукові записки Українського науково-дослідного інституту зв'язку*, 6 (34), с. 76-81.
- Горбань, А.Н., Дунин-Барковский, В. Л. и Кирдин, А. Н., 1998. *Нейроинформатика*. Новосибирск: Наука.
- Гришук, Р.В. и Мамарев В.М., 2012. Метод оптимізації розмірності потоку вхідних даних для систем захисту інформації. *Інформаційна безпека*, 2 (8), с. 27-34.
- Громова, А. *Политический троллинг в Укрнете. Юлеботы атакуют*. [online] Доступно: <<http://politiko.ua/blogpost41491>> [Дата обращения 17 мая 2019].
- Молодецька, К.В., 2016. Підхід до виявлення організаційних ознак інформаційних операцій у соціальних інтернет-сервісах. В: *Пріоритетні напрямки розвитку телекомунікаційних систем та мереж спеціального призначення. Застосування підрозділів, комплексів, засобів зв'язку та автоматизації в АТО*, IX науково-практична конференція. Київ, Україна, 25 листопада 2016. Київ: ВІТІ.
- Молодецька-Гринчук, К.В., 2016. Методика виявлення маніпуляцій суспільною думкою у соціальних інтернет-сервісах. *Інформаційна безпека*, 4 (24), с. 80-92.
- Островська, В.М. *Тролінг як засіб інформаційної війни*. [online] Доступно: <<https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/20632/4071.pdf?sequence=3&isAllowed=y>> [Дата обращения 17 мая 2019].
- Faraz, A., 2016. A comparison of text Categorization methods. *International Journal on Natural Language Computing*, 5(1), pp. 31-44.

---

**REFERENCES**

---

- Akulich, M.M., 2012. Internet-trolling: poniatie, soderzhanie i formy [Internet trolling: concept, content and forms]. *Vestnik Tiimenskogo gosudarstvennogo universiteta*, 8, pp. 47-54.
- Faraz, A., 2016. A comparison of text Categorization methods. *International Journal on Natural Language Computing*, 5(1), pp. 31-44.
- Gorban, A.N., Dunin-Barkovskii, V. L. and Kirдин, A. N., 1998. *Neiroinformatika* [Neuroinformatics]. Novosibirsk: Nauka.
- Gromova, A. *Politicheskii trolling v Ukrnete. Iuleboty atakuiut* [Political trolling in Uкрnet. Yulebots attack]. [online] Available at: <<http://politiko.ua/blogpost41491>> [Accessed 17 May 2019].
- Hryshchuk, R.V. and Mamarev V.M., 2012. Metod optymizatsii rozmirnosti potoku vkhidnykh danykh dlia system zakhystu informatsii [A method for optimizing the dimension of the input stream for information security systems]. *Informatsiina bezpeka*, 2 (8), pp. 27-34.
- Molodetska, K.V., 2016. Pidkhid do vyivlennia orhanizatsiinykh oznak informatsiinykh operatsii u sotsialnykh internet-servisakh [An approach to identifying organizational features

of information operations in social Internet services]. In: *Priorytetni napriamky rozvytku telekomunikatsiinykh system ta mrezh spetsialnoho pryznachennia. Zastosuvannia pidrozdiliv, kompleksiv, zasobiv zv'iazku ta avtomatyzatsii v ATO*, IX Scientific and Practical Conference. Kyiv, Ukraine, 25 November 2016. Kyiv: VITI.

Molodetska-Hrynchuk, K.V., 2016. Metodyka vyjavlennia manipuliatsii suspilnoi dumkoiu u sotsialnykh internet-servisakh [Methods for detecting public opinion manipulations in social internet services]. *Informatsiina bezpeka*, 4 (24), pp. 80-92.

Ostrovska, V.M. *Trolinh yak zasib informatsiinoi viiny* [Trolling as a means of information warfare]. [online] Available at: <<https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/20632/4071.pdf?sequence=3&isAllowed=y>> [Accessed 17 May 2019].

Voitovych, O.P., Dudatiev, A.V. and Holovenko, V.O., 2018. Model ta zasib dlia vyjavlennia feikovykh oblikovykh zapysiv u sotsialnykh mrezhakh [Model and tool for detecting fake accounts on social networks]. *Vcheni zapysky Tavriiskoho natsionalnoho universytetu im. V. I. Vernadskoho. Seriya: Tekhnichni nauky*, 1 (29), pp. 112-119.

Volosiuk, Yu.V., 2014. Metody klasyfikatsii tekstovykh dokumentiv v zadachakh Text Mining [Methods for classifying text documents in Text Mining tasks]. *Naukovi zapysky Ukrainskoho naukovo-doslidnoho instytutu zv'iazku*, 6 (34), pp. 76-81

#### UDC 004.77:159.018

**Khrushch Svitlana,**

Assistant,

Kyiv National University of Culture and Arts,

Kyiv, Ukraine

[miksa@ukr.net](mailto:miksa@ukr.net)

<https://orcid.org/0000-0001-9349-7762>

**Ostrovska Veronika,**

Master Student of Information Protection Department,

Vinnitsia National Technical University,

Vinnitsia, Ukraine

[nika.ostrovska21@gmail.com](mailto:nika.ostrovska21@gmail.com)

<https://orcid.org/0000-0002-2374-1501>

### METHODS OF EXPOSURE INFORMATIVELY PSYCHOLOGICAL INFLUENCES IN SOCIAL NETWORKS

**Purpose of the article** is creation of the system of analysis of data of method of exposure of trolingu by determination of the key of text kontentu of social networks; receipts of indexes, which characterize the presence of signs of trolingu in text; calculation for these indexes of informative entropy of text kontentu and comparison of it numerical value with possible maximum.

**Research methods** are analysis of accordance of the analytical systems the requirements pulled out to them and exposure of advantages of neyromerezhevo approach by comparison to traditional mathematical methods: mathematical statistics, cluster, regressive, factor analysis. As an intellectual system of data analysis, that most satisfies modern requirements to

the analytical systems, in this work it is suggested to choose the class of the systems with the use of technology of neyromerezhevo analysis.

**The novelty of the conducted research** is a construction of artificial neyromerezhi, which owns the followings advantages: high-efficiency paralel'no-poslidovna treatment of information, maximal potential parallelism and most effective use of any parallel calculable architecture, and it is in comparing to other calculable technologies.

**Conclusion.** Mass parallelism of neyroobchislen', necessary for effective treatment of appearances, it is provided locality of treatment of information in neyromerezhakh. Every neuron reacts only on local information which acts to it presently from pov'yazanikh with it the same neurons, without an appeal to the general plan of calculations. Thus, neyromerezhevi algorithms local, and neurons are able to function parallell.

**Key words:** neuron; neuron network; analysis of data; deep studies; troling; key of text kontent.

**УДК 004.77:159.018**

**Хрущ Светлана,**

*ассистент,*

*Киевский национальный университет культуры и искусств,*

*Киев, Украина*

*miksa@ukr.net*

*<http://orcid.org/0000-0001-9349-7762>*

**Островская Вероника,**

*магистр факультета информационных технологий и компьютерной инженерии,*

*Винницкий национальный технический университет,*

*Винница, Украина*

*nika.ostrovska21@gmail.com*

*<https://orcid.org/0000-0002-2374-1501>*

## **МЕТОДЫ ВЫЯВЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННО-ПСИХОЛОГИЧЕСКИХ ВОЗДЕЙСТВИЙ В СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЯХ**

**Целью статьи** является создание системы анализа данных метода выявления троллингу путем определения тональности текстового контенту социальных сетей; получения показателей, которые характеризуют наличие признаков троллингу в тексте; вычисление для этих показателей информационной энтропии текстового контенту и сравнения ее числового значения с допустимым предельным.

**Методами исследования** является анализ соответствия аналитических систем выдвинутым к ним требованиям и выявление преимуществ нейросетевого подхода в сравнении с традиционными математическими методами: математической статистики, кластерного, регрессионного, факторного анализа. Как интеллектуальную систему анализа данных, что наиболее удовлетворяет современным требованиям к аналитическим системам, в данной работе предлагается выбрать класс систем с использованием технологии нейросетевого анализа.

**Новизной проведенного исследования** является построение искусственной нейросети, которое владеет следующими преимуществами: высокоэффективная параллельно-последовательная обработка информации, максимальный потенциальный параллелизм и наиболее эффективное использование любой параллельной вычислительной архитектуры, в сравнении с другими вычислительными технологиями.

**Вывод.** Массовый параллелизм нейровычислений, необходимый для эффективной обработки образов, обеспечивается локальностью обработки информации в нейросетях. Каждый нейрон реагирует лишь на локальную информацию, которая поступает к нему в данный момент от повъязаних с ним таких же нейронов, без апелляции к общему плану вычислений. Таким образом, нейросетевые алгоритмы локальные, и нейроны способны функционировать параллельно.

**Ключевые слова:** нейрон; нейронная сеть; анализ данных; глубокая учеба; троллинг; тональность текстового контента.

12.05.2019