

УДК 004.855.5

DOI: 10.18372/2310-5461.38.12838

**Р. В. Грищук**, д-р техн. наук, старш. наук. співроб.  
Житомирський військовий інститут імені С. П. Корольова  
orcid.org/0000-0001-9985-8477  
e-mail: Dr.Hry@i.ua#

**А. П. Мусієнко**, канд. фіз.-мат. наук  
Київський національний університет імені Тараса Шевченка  
orcid.org/0000-0002-1849-6716  
e-mail: mysienkoandriy@gmail.com

**В. С. Савчук**, ад'юнкт  
Житомирський військовий інститут імені С. П. Корольова  
orcid.org/0000-0002-0624-2284  
e-mail: perri92@i.ua

**О. М. Грищук**  
Житомирський військовий інститут імені С. П. Корольова  
orcid.org/0000-0001-6957-4748  
e-mail: Ol.Hry@i.ua

## ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ОЦІНЮВАННЯ ДЕСТРУКТИВНОГО ХАРАКТЕРУ ТЕКСТОВОГО КОНТЕНТУ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ НА ОСНОВІ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

### Вступ

Сьогодні соціальні Інтернет-сервіси слугують не лише джерелом додаткової інформації та засобом комунікації, а й додатковим полем для політичної, економічної, інформаційної діяльності, при чому значна частина інформації несе деструктивний характер. Тому значного розвитку набули аналітичні системи, системи прийняття рішень, джерелом інформації для яких стають соціальні Інтернет-сервіси. Невизначеність таких системи призводить до зростання ризиків від прийняття неефективних рішень, результатом чого можуть бути негативні економічні та соціальні наслідки на державному рівні. На даний час існують підходи до компенсування невизначеності у системах прийняття рішень шляхом використання методів штучного інтелекту. Поширеним підходом є використання методів на основі правил нечіткої логіки.

### Аналіз останніх досліджень і публікацій

Аналіз літератури [1–3] свідчить, що теорія нечітких множин дає можливість застосувати для прийняття рішень неточні та суб'єктивні експертні знання про предметну область без формалізації їх у вигляді математичних моделей. У праці [3; с. 131–138] розроблено метод узгодження суперечливих критеріїв прийняття рішень, створення логічних регуляторів систем на основі теорії нечітких множин.

У праці [4; с. 1–135] розкрито перспективи застосування нечіткої логіки при розробленні гібридних методів штучного інтелекту, до яких відносять нечіткі штучні нейронні мережі, адаптивне поповнення баз нечітких правил, підтримка нечітких запитів до баз даних, побудову нечітких когнітивних карт, нечіткі графи, нечіткі мережі Петрі, нечіткі дерева прийняття рішень, нечітка кластеризація та ін. Також широкого розвитку набуває автоматизація методів лінгвістичного аналізу тексту, що широко використовуються в сучасних PR-акціях, маркетингових стратегіях. Але в наведеній літературі не зазначено можливість застосування апарату нечіткої логіки для побудови нейронної мережі з нечітким виводом для оцінювання деструктивного характеру текстового контенту соціальних інтернет сервісів на основі оцінок отриманих методами лінгвістичного аналізу. З огляду на широке поширення систем штучного інтелекту з інтегрованою нечіткою логікою, розроблення ефективних систем прийняття рішень на їх основі є актуальною науково-практичною проблемою.

### Мета статті (постановка завдання)

Проблема протидії та своєчасного виявлення деструктивної інформації, які набули значного поширення у мережі Інтернет, що актуалізується у зв'язку зі значним розширенням можливостей Інтернет та постійним удосконаленням методів

лінгвістичного аналізу. Один із шляхів розв'язання цієї проблеми — побудова інтелектуальної системи оцінювання деструктивного характеру текстового контенту в соціальних мережах на основі нечіткої логіки. Мета і завдання роботи — розроблення нейронної мережі на основі правил нечіткої логіки для оцінювання деструктивного характеру текстового контенту соціальних мереж.

### Виклад основного матеріалу

Оцінювання деструктивного характеру текстового контенту є важливою задачею, оскільки від прийнятого рішення експертами в цій галузі залежить як моральний так і психологічний стан суспільства, що в свою чергу впливають на стан національної безпеки. Прийняття рішень потребує від фахівців великого досвіду, знань і інтуїції, а масиви інформації для аналізу достатньо великі, тому застосування експертних методів не завжди доречне. Сьогодні ефективно застосовують методи нечіткої логіки в автоматизованих системах як універсальний метод прийняття рішень. Нечітке моделювання дозволяє представити знання експертів у даній галузі у вигляді набору нечітких логічних правил, що дозволить оператору оцінювати матеріал в умовах відсутності досвіду та певної невизначеності. Правила можуть будуватися на основі досвіду та знань експертів, створенням моделі дій оператора, методом навчання. При проектуванні пристроїв з нечіткою логікою важливо забезпечити можливість їх пристосування до змін навколишнього середовища методом навчання бази правил за експериментальними даними. Навчання полягає в адаптивному підборі параметрів нечітких множин та автоматичному генеруванні правил нечіткого логічного виведення. Для цього використовуються алгоритми оптимізації та інтелектуального опрацювання даних — градієнтний, генетичний, штучних нейронних мереж, байесових мереж та ін. Так, спираючись на досвід контент-аналізу [5, с. 29–35], дослідження психологів [6, с. 22] та визначення деструктивного впливу [7, с. 64–66] визначимо основні критерії для оцінки деструктивного характеру текстового контенту: оцінка частоти публікацій певного тексту оцінка емоційної забарвленості тексту (негативна) оцінка відповідності тематичній спрямованості (категорії визначаються відповідно до поняття деструктивного впливу). Нехай нечітка система здійснює вибір варіантів рішень на основі залежності вихідної величини від трьох вхідних величин. Припустимо, що математична модель залежності виходу від входів відсутня і замість неї використовується база експертних правил у вигляді нечітких висловлювань «якщо — тоді» у

термінах лінгвістичних змінних та нечітких множин. Система прийняття рішень будується на основі нейронної мережі та визначається послідовністю наступних кроків:

**Крок 1.** Вибір типу і структури нейронної мережі для розв'язку поставленої задачі (синтез структури нейронної мережі). В основу підходу до побудови інтелектуальної системи покладено модель гібридних мереж. Гібридна мережа являє собою багат шарову нейронну мережу спеціальної структури без зворотних зв'язків, у якій використовуються нечіткі сигнали, ваги і функції активації. При цьому значення входів, виходів і ваг гібридної нейронної мережі являють собою дійсні числа з відрізка  $[0, 1]$ . З одного боку, гібридна мережа є нейронною мережею з декількома входами, що представлені нечіткими лінгвістичними змінними та єдиним виходом, при чому терми вихідної змінної представляються лінійною чи постійною функцією належності. З іншого боку, гібридна мережа побудована за типом систем нечіткого виводу Сугено, у яких кожне з правил нечіткої логіки має постійну вагу, яка дорівнює 1. Структура системи з нечіткою логікою зображена на рис. 1.

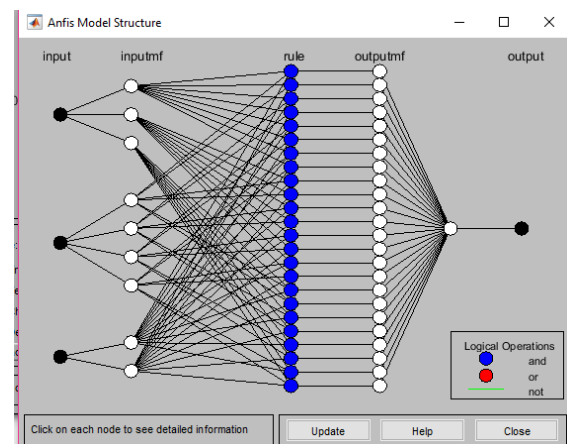


Рис. 1. Структура нейронної мережі для вирішення поставленої задачі

Інтелектуальна мережа побудована за схемою багат шарової штучної нейромережі, яка складається з вхідного, двох прихованих та вихідного шарів. Перший шар зображає входи системи, другий шар — нечіткі лінгвістичні змінні, третій шар — правила над нечіткими змінними, четвертий шар — виходи правил, що надалі шляхом агрегації об'єднуються в одне значення. Ваги усіх шарів, крім останнього, дорівнюють 1. Для побудови гібридної нейронної мережі використано середовище моделювання Matlab.

**Крок 2.** Навчання нейронної мережі на основі наявної інформації про розв'язання даної задачі експертом. Ваги зв'язків між шаром правил та

вихідним шаром визначаються алгоритмом навчання. Алгоритм навчання задамо у вигляді системи нечіткого виводу, що в свою чергу складається з таких етапів.

На першому етапі здійснюють фазифікацію входів. Фазифікація полягає у перетворенні чітких входних величин  $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  до нечітких множин  $A' = (A'_1, A'_2, \dots, A'_n)$ . Кожен параметр  $x_i, i = 1 \dots n$  має нечіткий відповідник у вигляді лінгвістичної змінної  $X_i = \{A_{ij} | j = 1 \dots m_i\}$ . Лінгвістична змінна  $X_i$  складається з  $m_i$  термів  $A_{ij}$  для входних змінних та термів вихідної змінної  $B_k$ , кожен з яких є нечіткою множиною та позначає якісні ознаки станів системи. При фазифікації чіткого входу визначають ступені його відповідності кожному лінгвістичному терму  $A_{ij}$ , що є значеннями функцій належності  $\eta_{A_{ij}}(x)$ :

$$\eta_{A_{ij}}(x) = \begin{cases} 1, & x = x_i; \\ 0, & x \neq x_i. \end{cases} \quad (1)$$

Нехай на вхід подаються значення оцінок отриманих у ході лінгвістичного аналізу тексту.  $x_{emotions}$  — емоційна забарвленість тексту, що визначається шляхом аналізу звуколітер тексту за шкалами А. П. Журавлева [8, с. 510–522], що дозволяють оцінювати фоносемантичний образ тексту та слів. Для оцінки пропонується обрати лише ті шкали, що характеризують деструктивний вплив: хороший-поганий, безпечний-страшний, добрий-злий, грубий-ніжний.

$x_{frequency}$  — оцінка частоти публікацій певного тексту, яку можна отримати у результаті контент моніторингу [9, с. 33–34].

$x_{subject}$  — оцінка відповідності тематиці, що характеризує деструктивний вплив [10, с. 123–126], слова, що несуть деструктивний вплив визначено у праці [7, с. 33]. Кожна з оцінок визначається лінгвістичними змінними:

$$x_1^{emotions} = \{A_{13}\}, x_2^{frequency} = \{A_{24}\};$$

$$x_3^{subject} = \{A_{32}\}.$$

На рис. 2 зображено задачу лінгвістичних змінних для даної нейромережі.

Для лінгвістичної оцінки змінних використано терми з трикутними функціями належності. Допустимо, що лінгвістичні змінні входів описуються такими термами, як:

$$x_1^{emotions} = \{\text{високо емоційний, емоційний, не емоційний}\};$$

$$x_2^{frequency} = \{\text{часто зустрічається, зустрічається, майже не зустрічається, не зустрічається}\};$$

$$x_3^{subject} = \{\text{відповідає, частково відповідає, не відповідає}\}.$$

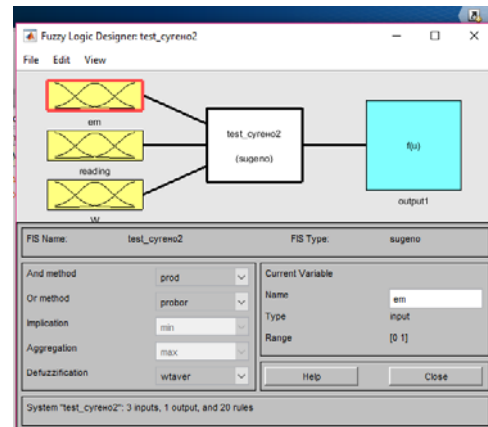


Рис. 2. Опис входних змінних нейромережі

Терми лінгвістичних змінних описуються нечіткими множинами, що лежать в таких діапазонах: високо емоційний [0.7,1], емоційний [0.4,0.7], не емоційний [0,0.4], часто зустрічається [0, 0.35], зустрічається [0.25,0.45], майже не зустрічається [0.42,0.7], не зустрічається [0.68,1], відповідає [0,0.5], частково відсутні [0.5,1]. Приклад задачі термів лінгвістичної змінної наведено на рис. 3.

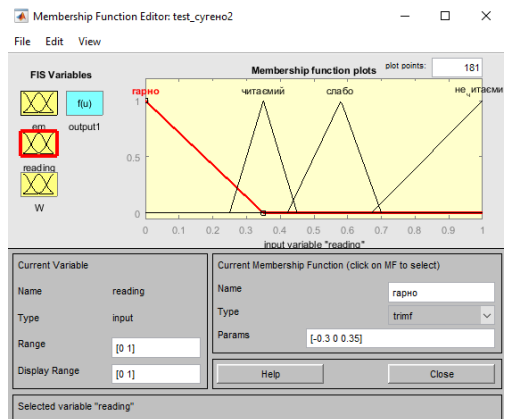


Рис. 3. Терми лінгвістичних змінних

На другому етапі обчислюють правила на основі використання нечітких операторів та застосування імплікації для отримання вихідних значень правил. На практиці для нечіткого виведення використовується нечітка імплікація, що реалізується знаходженням мінімуму функцій належності.

Для імітації роботи експертної системи за схемою імплікації використовується множина нечітких продукційних правил, кожне з яких будується у вигляді умовного оператора: *if* логічний вираз *then* оператор, де логічний вираз — висловлювання, побудоване на основі базових логічних операцій над нечіткими величинами; оператор — результуюче рішення.

Для повноти бази нечітких правил повинні виконуватися такі умови:

1) для будь-якого терму вхідної змінної існує хоча б одне правило, в якому цей терм використовується в лівій частині правила;

2) існує хоча б одне правило для кожного лінгвістичного терму вихідної змінної.

Для багатовходових систем застосовується механізм логічного виведення, характерною рисою якого є використання рівнів істинності передумов правил. Для кожного правила  $R_k, 1...N$ , визначається рівень його істинності  $a_k$  стосовно входів. Рівень істинності є дійсним числом, яке характеризує ступінь відповідності нечітких входів системи  $A'_i$ , заданим у правилах нечітким множинам  $A_{ij}$

$$a_k = \min_{i=1} \left[ \max_{x_i} (A'_i \wedge A_{ij}) \right], \quad (2)$$

де  $A'_i$  — простір визначення входів  $A'_i$  операція  $\wedge$  — нечітка кон'юнкція.

При використанні вхідних синглетонів механізм логічних виведень спрощується, оскільки ступінь істинності правил може бути визначений на основі фазифікованих входів:

$$\max_{x_i} (A'_i(x_i) \wedge A_{ij}) = A_{ij}(x_i). \quad (3)$$

У цьому випадку обчислення рівня істинності  $k$ -го правила буде формуватися за формулою:

$$a_k = \min_i (A_{ij}(x_i)). \quad (4)$$

Кожне із правил є нечіткою імплікацією, яка визначає вихідне значення залежно від рівня істинності лівої частини правила. Ступінь впевненості виведення задається функцією належності відповідного вихідного терму  $B_k$ .

На третьому етапі проводиться агрегування нечітких виходів правил у загальне вихідне значення. Один з основних способів акумуляції — нечітка диз'юнкція вихідних множин, або, інакше, знаходження максимуму отриманих функцій належності.

Як результат, отримаємо значення агрегованого виходу:

$$B' = \max_k (B_k), k = 1...N. \quad (5)$$

При нечіткому логічному виведенні паралельно опрацьовують велику кількість правил з подальшим їх агрегуванням у завершальне рішення. На четвертому етапі проводиться дефазифікація виходів. Перетворення нечіткого виходу правил на чітке значення.

Після визначення індивідуальних виходів правил здійснюється дефазифікація агрегованого виходу.

Загалом етап дефазифікації є необов'язковим і використовується за необхідності перетворення виведених нечітких лінгвістичних змінних до точного значення. Існує декілька методів дефазифікації — метод середнього центру, перший максимум, середній максимум, висотна дефазифікація.

На цьому кроці задають навчальну вибірку для нейронної мережі.

Взагалі, вхідні дані являють собою звичайну числову матрицю розмірності  $m \times (n+1)$ , у якій кількість рядків  $m$  відповідає обсягу вибірки, перші  $n$  стовпців — значенням вхідних змінних моделі, а останній стовпчик — значенню вихідної змінної. Якість навчання гібридної мережі, а отже, і точність одержуваних результатів пропорційно залежить від обсягу навчальної вибірки.

На рис. 4 зображений графік, ордината якого відображає значення вхідної математичної функції.

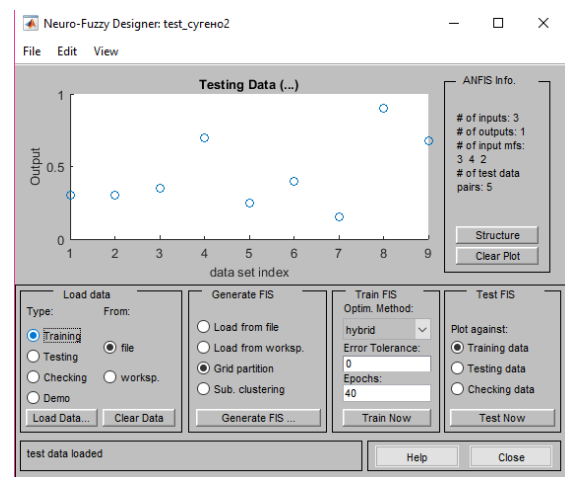


Рис. 4. Графік вхідних значень відповідно до навчальної вибірки

Перед навчанням гібридної мережі необхідно задати параметри навчання, такі як: метод навчання гібридної мережі (у даному випадку обрано гібридний метод навчання, що являє собою комбінацію методу найменших квадратів і методу спадання зворотного градієнта), рівень помилки навчання, кількість циклів навчання (помилка залежить від кількості циклів навчання). Після навчання результат наведено на рис. 5.

Після навчання гібридної мережі можна візуально оцінити зміни структури побудованої нечіткої моделі.

Загальна кількість правил у розробленій гібридній системі нейро-нечіткого виводу досить велика, після навчання відповідно змінюються і терми вхідних лінгвістичних змінних (рис. 6).

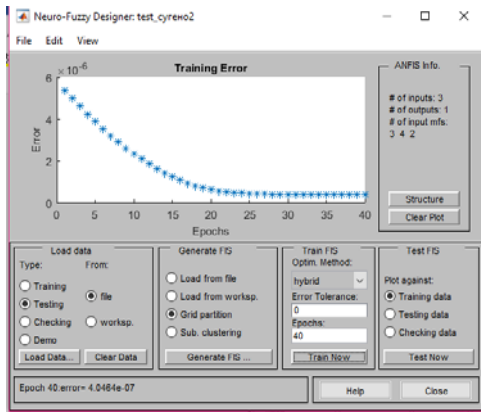
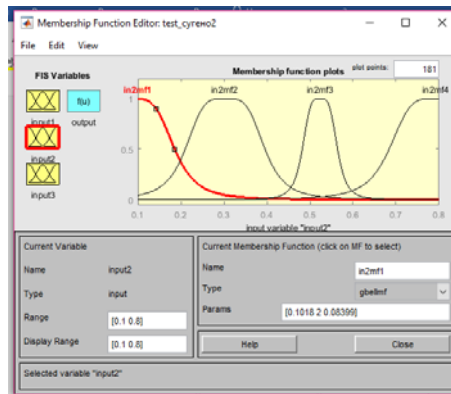
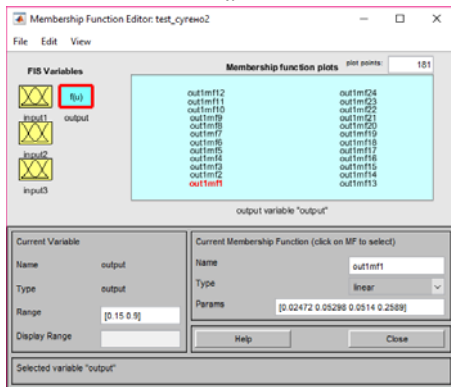


Рис. 5. Результат навчання нейронної мережі



*a*



*б*

Рис. 6. Вигляд системи нечіткого виводу після навчання гібридної мережі

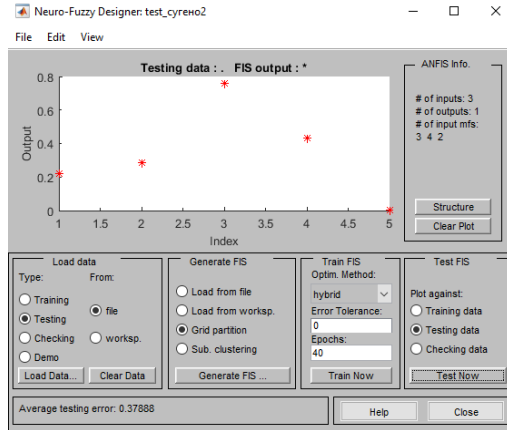
**Крок 3.** Перевірка нейронної мережі на основі використання деякого контрольного прикладу.

Аналіз адекватності побудованої моделі можна виконати за допомогою перегляду правил побудованої системи нечіткого виводу. Перевірка побудованої моделі гібридної мережі може бути виконана для декількох значень вихідної змінної. Також навчену нейромережу перевіряють на основі перевірконої вибірки, яка має той самий формат, що й навчальна вибірка (рис. 7).

Для перевірки результатів навчання порівнюють отримані значення на графіку з вихідними значеннями тренувальної вибірки. Правила перевіряються на адекватність експертами.

**Висновки**

Головним результатом даної роботи є інтелектуальна система, що допомагає прийняти рішення в умовах невизначеності стосовно деструктивного впливу текстового контенту в соціальних мережах.



*a*



*б*

Рис. 7. перевірка нейромережі за тренувальною вибіркою (*a*); перевірка правил згенерованої системи нечіткого виводу (*б*)

Ефективним з точки зору отримання комплексного вихідного значення є використання функції приналежності гаусового типу, оскільки при цьому область перекривання функцій значно зменшується, і ймовірність ефективності підвищується, що підтверджується результатом навчання гібридної мережі.

Запропоновано новий підхід для прийняття рішень стосовно оцінювання деструктивного впливу текстового контенту в соціальних мережах, що враховує оцінки лінгвістичного аналізу тексту.

Дана гібридна мережа на основі нечіткої логіки дозволяє збільшувати кількість вхідних параметрів шляхом збільшення лінгвістичних змінних та додаванням нових правил.

Нечіткі множини дають змогу застосовувати лінгвістичний опис складних процесів, встановлювати нечіткі відношення між поняттями, прогнозувати поведінку системи, формувати множину альтернативних дій, виконувати формальний опис нечітких правил прийняття рішень.

#### Перспективи подальших досліджень

У свою чергу, створена гібридна мережа може бути використана для оцінювання ефективності контенту спрямованого змісту, за умови коригування вхідних змінних.

Перспективним напрямком є створення програмного продукту на основі запропонованої гібридної мережі, що буде більш зручним для користувача.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Хатян О. А. Технологічні засади побудови моделі аналізу потоків інформаційних повідомлень / О. А. Хатян // Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони, 2009. — № 2(5). — С. 43–49.

2. Зак Ю. А. Принятие решений в условиях нечетких и размытых данных — М. : Книжный дом «Либроком», 2012. — 350 с.

3. Сокол Є. І. Застосування апарата нечіткої логіки в модулі прийняття рішень комплексу діагностики для сімейного лікаря / Є. І. Сокол, М. В. Почебут, О. О. Сітнікова // Вісник ХПІ. — 2014. — №36(1079). — С. 131–138.

4. Корченко А. Г. Построение систем защиты информации на нечетких множествах: теория и практические решения / А. Г. Корченко. — К. : МК-Пресс, 2006. — 320 с.

5. Интеллектуальный анализ проявлений вербальной агрессивности в текстах сетевых сообществ / Д. А. Девяткин, Ю. М. Кузнецова, Н. В. Чудова, А. В. Швеца // Искусственный интеллект и принятие решений. — 2014. — №2. — С. 29–35.

6. Апресян В. Ю. Имплицированная агрессия в языке // Dialogue: электронное издание URL: <http://www.dialog-21.ru/Archive/2003/Apresian.htm> (дата звернення 13.12.2017).

7. Фаткуллина Ф. Г. О деструктивной лексике русского языка // Языковая семантика и образ мира: тезисы международной научной конференции, Казань. — 1997. — Кн. 1. — С. 64–66.

8. Пазельская А. Г. Метод определения эмоций в текстах на русском языке / А. Г. Пазельская, А. Н. Соловьев // Компьютерная лингвистика и интеллектуальные технологии. Сб. научных статей. Вып. 10 (17). — М. : Изд-во РГГУ, 2011. — С. 510–522.

9. Компьютерная лингвистика и интеллектуальные технологии: по материалам ежегодной Международной конференции «Диалог» (Бекасово, 30 мая – 3 июня 2012 г.). Вып. 11 (18). — М. : Изд-во РГГУ, 2012.

10. Ландэ Д. В. Основы интеграции информационных потоков: монография. — К. : Инжиниринг, 2006. — 240 с.

11. Лагодний О. В. Статистичний аналіз активності тематичного контенту в мережі Інтернет для прогнозування розвитку інформаційних загроз [Електронний ресурс] / О. В. Лагодний, О. О. Писарчук, Ю. І. Міхеев // Traektoriâ Nauki = Path of Science. — 2017. — Vol. 3, No. 8. — P. 3011–3019.

Режим доступу: <http://pathofscience.org/index.php/ps/article/view/376>. — ISSN 2413-9009, doi: 10.22178/pos.25-2.

**Гришук Р. В., Савчук В. С, Гришук О. М., Мусієнко А. П.**

#### ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ОЦІНЮВАННЯ ДЕСТРУКТИВНОГО ХАРАКТЕРУ ТЕКСТОВОГО КОНТЕНТУ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ НА ОСНОВІ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

*У статті розглянуто актуальну проблему протидії та своєчасного виявлення деструктивної інформації, що набула значного поширення у мережі Інтернет, що у зв'язку зі значним розширенням комунікаційних можливостей Інтернет становить загрозу суспільству загалом. У даній роботі розглядається проблема побудови інтелектуальної системи оцінювання деструктивного впливу текстового контенту соціальних мереж в умовах невизначеності на основі застосування продукційних правил нечіткої логіки. Описано підхід до побудови інтелектуальної системи на основі нейронної мережі та функцій системи нечіткого прийняття рішень з урахуванням оцінок лінгвістичного аналізу тексту у якості вхідних даних системи. Серед методів лінгвістичного аналізу тексту виділено два основних, що використовуються при оцінюванні текстового контенту соціальних мереж, як: визначення емоційного забарвлення тексту та класифікація тексту. Виділено основні терми лінгвістичних змінних з визначеними діапазонами значень що потрібно враховувати для оцінювання деструктивного впливу текстового контенту соціальних мереж. Виділено основні кроки побудови інтелектуальної системи на основі поєднання нейронної мережі та апарату нечіткої логіки, що в результаті являє собою гібридну мережу. Описано структуру гібридної мережі. Приведено спосіб навчання нейронної мережі на основі правил нечіткої логіки. Специфіковано етапи перетворення нечітких даних в процесі логічного виведення рішень та продемонстровано їх реалізацію у середовищі моделювання Matlab. Наведено приклад перевірки адекватності запропонованої гібридної мережі.*

**Ключові слова:** інтелектуальна система, текстовий контент, соціальна мережа, нечітка логіка, нейронна мережа.

**Ruslan V. Hryshchuk, Vlada S. Savchuk, Olga M. Hryshchuk, Andrii P. Musienko**  
**INTELLIGENT SYSTEM FOR EVALUATING DESTRUCTIVE NATURE OF TEXT CONTENT OF SOCIAL NETWORKS BASED ON FUZZY LOGIC**

*The article deals with the actual problem of counteraction and timely detection of destructive information, which has become widely distributed on the Internet, which, in connection with the significant expansion of Internet communication facilities, poses a threat to society as a whole. In this paper we consider the problem of constructing an intellectual system for evaluating the destructive influence of text content of social networks under uncertainty on the basis of application of product rules of fuzzy logic. An approach to building an intellectual system based on the neural network and functions of the fuzzy decision making system is described, taking into account estimates of linguistic analysis of the text as input data of the system. Among the methods of linguistic analysis of the text are two main ones used in the evaluation of text content of social networks, such as: determining the emotional color of the text and the classification of the text. The main terms of the linguistic variables with the specified values ranges are to be taken into account for assessing the destructive impact of the text content of social networks. The main steps of building an intellectual system based on a combination of a neural network and a fuzzy logic device are identified, which in the end represents a hybrid network. The structure of the hybrid network is described. The method of teaching a neural network based on the rules of fuzzy logic is given. The stages of the transformation of fuzzy data in the process of logical decision-making are specified, and their implementation in the Matlab environment is demonstrated. An example of an adequacy check of the proposed hybrid network is given.*

**Keywords:** Intelligent system, text content, social network, fuzzy logic, neural network.

**Гришук Р. В., Савчук В. С., Гришук О. М., Мусієнко А. П.**  
**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ОЦЕНИВАНИЯ ДЕСТРУКТИВНОГО ХАРАКТЕРА ТЕКСТОВОГО КОНТЕНТА СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ**

*В статье рассматривается актуальная проблема противодействия и своевременного выявления деструктивной информации, получила широкое распространение в сети Интернет, в связи со значительным расширением коммуникационных возможностей Интернет представляет угрозу обществу в целом. В данной работе рассматривается проблема построения интеллектуальной системы оценивания деструктивного влияния текстового контента социальных сетей в условиях неопределенности на основе применения продукционных правил нечеткой логики. Описан подход к построению интеллектуальной системы на основе нейронной сети и функций системы нечеткого принятия решений с учетом оценок лингвистического анализа текста в качестве входных данных системы. Среди методов лингвистического анализа текста выделено два основных, используемых при оценке текстового контента социальных сетей, как: определение эмоциональной окраски текста и классификация текста. Выделены основные термины лингвистических переменных с определенными диапазонами значений что нужно учитывать для оценки деструктивного влияния текстового контента социальных сетей. Выделены основные шаги построения интеллектуальной системы на основе сочетания нейронной сети и аппарата нечеткой логики, в результате представляет собой гибридную сеть. Описана структура гибридной сети. Приведены способ обучения нейронной сети на основе правил нечеткой логики. Специфицированы этапы преобразования нечетких данных в процессе логического вывода решений и продемонстрировано их реализацию в среде моделирования Matlab. Приведен пример проверки адекватности предложенной гибридной сети.*

**Ключевые слова:** интеллектуальная система, текстовый контент, социальная сеть, нечеткая логика, нейронная сеть.

Стаття надійшла до редакції 29.05.2018 р.  
Прийнято до друку 04.06.2018 р.  
Рецензент — д-р техн. наук, проф. Барабаш О. В.