

ДОДАТОК А

Слайди презентації

Дослідження моделей нейронних мереж типу LSTM для семантичного та емоційного аналізу природної мови людини

ст. гр. ІПЗм-23-2 Кашніков Ю.К.
Науковий керівник: к.т.н., доцент каф. ІІ Афанасьєва І.В.

Дослідження

- Галузь спрямована на створення систем, здатних інтерпретувати, аналізувати та відповідати на текстову інформацію з урахуванням її значення, контексту та емоційного забарвлення. Такі системи знаходять застосування у широкому спектрі задач — від автоматизації бізнес-процесів до підвищення якості взаємодії між людиною і комп'ютером;
- напрямок дослідження – дослідження можливостей та ефективності використання нейронних мереж типу LSTM для автоматичного семантичного та емоційного аналізу природної мови людини з метою підвищення якості обробки текстових даних у системах штучного інтелекту;
- об'єкт дослідження – процеси семантичного та емоційного аналізу природної мови, які забезпечують машинне розуміння текстів і їхнього контексту.

Огляд літератури (аналогів)

Ключові теорії ґрунтуються на векторизації слів, розроблених моделями **Word2Vec** та **GloVe**

Прогалини в дослідженнях:

- Обмеження англomовними корпусами;
- аналіз ефективності гібридних моделей лишається недостатньо висвітленим.

Постановка задачі

Розробити ефективну модель LSTM для семантичного та емоційного аналізу тексту.

Для цього:

- визначити необхідні методології дослідження та технології для реалізації;
- розробити та описати архітектуру системи;
- визначитися з датасетом та критеріями для експерименту;
- провести порівняльний експеримент та зробити аналіз результатів.

Методологія та технології

Використані методи дослідження:

- систематичний огляд літератури;
- експериментальне порівняння моделей.

Технології: Python, TensorFlow, Keras, scikit-learn.



Опис архітектури розробленої системи

Складається з різних шарів:

- embedding layer;
- LSTM-блоки – односпрямовані та двоспрямовані;
- гібридна LSTM;
- шар уваги;
- шари нормалізації;
- Dense-шар.



Зміст проведеного експерименту

Задача – аналіз категорії новини за її описом.

Датасет:

- 210 тис. заголовків новин;
- англійська мова;
- 42 різні категорії новин.

Об'єм даних обмежений до **3000** через лімітовані обчислювальні потужності.



Проведення експерименту

Можна виділити 3 ключові етапи:

1. Попередня обробка даних.
2. Налаштування архітектури моделі.
3. Навчання моделі.



Оцінка результатів експерименту

Оцінка за критеріями:

- точність;
- повнота;
- F1-міра;
- швидкість навчання.

Результати експерименту

| Модель нейронної мережі LSTM | Точність | Повнота | F1-міра | Швидкість навчання |
|------------------------------------|----------|---------|---------|-----------------------|
| Односпрямована | 82,1% | 80.5% | 81.2% | 55 с |
| Двоспрямована | 85,7% | 84.2% | 84.8% | 87 с |
| Гібридна | 88,9% | 88.0% | 88.3% | 111 с |

Аналіз отриманих результатів

Висновки з отриманих результатів:

- комбінований підхід – найефективніший по всім метрикам, окрім часу навчання;
- односпрямована LSTM виявляється менш придатною для задач, пов'язаних із глибоким аналізом змісту;
- двоспрямована модель відстає від гібридної через відсутність механізму уваги та шарів нормалізації.



Публікація результатів

УДК 004.8

DOI: 10.30748/

Ю.К. Кашніков, І.В. Афанасьєва, К.Г. Опіщенко

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТИПУ LSTM ДЛЯ ЕМОЦІЙНОГО ТА СЕМАТИЧНОГО АНАЛІЗУ ПРИРОДНОЇ МОВИ ЛЮДИНИ

У статті розглянуто проблему автоматичного визначення емоційного забарвлення та змістовної складової мовної висловлювання, що є надзвичайно важливим у сфері обробки великих обсягів даних. Метою статті є огляд різних моделей нейронних мереж, зокрема RNN, односпрямована LSTM та двоспрямована LSTM, та порівняння їх ефективності з точки зору їх здатності розпізнавати емоційні та семантичні особливості мови.

Основна частота статті присвячена опису класичної рекурсивної нейронної мережі, яка є ефективною підходом для моделювання LSTM. Розглянуто ключові компоненти LSTM, що дають змогу подолати проблеми, пов'язані з проблемами односпрямованої LSTM, зокрема втрату інформації та проблеми з довгими залежностями. Також наведено порівняння ефективності односпрямованої та двоспрямованої архітектури LSTM зокрема з використанням метрик точності класифікації на ілюстраційних наборах даних.

Проведено експеримент для порівняння точності класифікації на шкільних наборах даних двох моделей. Експеримент показав, що двоспрямована LSTM перемагає односпрямовану LSTM.

Ключові слова: LSTM, двоспрямована модель, емоційний аналіз, класифікація мовних мереж, односпрямована модель, семантичний аналіз.

Вступ

Постановка проблеми. У сучасному світі спостерігається стрімке зростання обсягів текстової інформації, яка створюється та споживається людьми в різних сферах життя. Це створює потребу у розробці ефективних інструментів для аналізу природної мови, які здатні обробляти як семантичні, так і емоційні аспекти мови. Аналіз тексту стає важливою складовою частиною багатьох сучасних технологій, зокрема в галузях маркетингу, оцінки настрою клієнтів, аналізу соціальних медіа тощо. Однак існують певні проблеми, пов'язані з обробкою довгих залежностей, які виникають у процесі аналізу природної мови.

Ще однією важливою складовою є опрацювання емоційного забарвлення тексту, оскільки людська мова може виражати різні емоції, а в залежності від ситуації, формою чи культурно-обумовленими вираженнями, які важко розпізнати за допомогою алгоритмів. Крім того, багатозначність і неоднозначність слів, оскільки слова та граматичні структури можуть мати різні значення залежно від контексту.

Модель нейронних мереж типу LSTM (Long Short-Term Memory) дозволяє ефективно обробляти довгі залежності, зокрема текст, завдяки здатності зберігати довготривалу залежність.

Вивчення та впровадження таких моделей є важливим кроком у розвитку сучасного інтелекту, здатного аналізувати та обробляти природну мову.

Важливою тенденцією є інтеграція штучного інтелекту в різноманітні галузі, такі як медицина, освіта, фінанси та маркетинг. Натуральна мовна LSTM активно використовуються для аналізу настроїв [1] у маркетингу, аналізу настроїв персоналізованих освітніх програм, прогнозування показників клієнтів у банківському секторі та оптимізації маркетингових кампаній. Важливою складовою є використання двоспрямованих систем спарованого перекладу, що базуються на нейронних мережах, з метою забезпечення більш точного перекладу між мовними парами [2].

Масштаб проблем аналізу природної мови є надзвичайно великим, оскільки текстова інформація є основним джерелом комунікації та знань у сучасному суспільстві. Зростаючі обсяги даних, що створюються щодня, створюють необхідність розробки ефективних алгоритмів для їх обробки. Цілями статті будуть дослідження різних типів нейронних мереж, зокрема LSTM, та їх ефективності в аналізі природної мови.

Важливою проблемою аналізу природної мови є підтримка багатозначності, пов'язаної з дослідженням і розробкою у цій сфері, що мають на меті



Підсумки

- Розроблено архітектуру моделі для аналізу емоційного та семантичного змісту.
- Обрано відповідний датасет новин.
- Проведено експеримент та порівняльний аналіз результатів.
- Розроблена модель показала найкращу ефективність у вирішенні поставлених задач.

ДОДАТОК Б

Апробація результатів роботи

УДК 004.8

DOI: 10.30748/

Ю.К. Кашніков, І.В. Афанасьєва, К.Г. Онищенко

*Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна***ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТИПУ LSTM ДЛЯ ЕМОЦІЙНОГО ТА СЕМАНТИЧНОГО АНАЛІЗУ ПРИРОДНОЇ МОВИ ЛЮДИНИ**

У статті розглянуто проблему автоматичного визначення емоційного забарвлення та змістовної складової текстових повідомлень, що є надзвичайно актуальним у сфері обробки великих обсягів даних. Метою статті є огляд різних моделей нейронних мереж, зокрема RNN, односпрямованих LSTM та двоспрямованих LSTM, та порівняння їх ефективності з точки зору їх здатності розпізнавати емоційні та семантичні особливості тексту.

Основна частина статті присвячена огляду класичної рекурентної нейронної мережі, яка слугує базовим підґрунтям для моделей LSTM. Розглянуто ключові механізми LSTM, що дають змогу долати проблему затухання градієнта та ефективно обробляти довготривалі залежності у тексті. Також наведено переваги та особливості односпрямованої й двоспрямованої архітектур LSTM, зокрема здатність останньої використовувати контекст як із попередніх, так і з наступних слів у реченні.

Проведено експеримент для порівняння точності класифікації та швидкості навчання зазначених моделей. Експеримент полягав у визначенні настрою відгуку до фільму – позитивний або негативний.

Ключові слова: аналіз, двоспрямована модель, емоційний аналіз, класифікація, нейронна мережа, односпрямована модель, семантичний аналіз.

Вступ

Постановка проблеми. У сучасному світі спостерігається стрімке зростання обсягів текстової інформації, яка створюється та споживається людьми в різних сферах життя. Це створює потребу у розробці ефективних інструментів для аналізу природної мови, які здатні обробляти як семантичні, так і емоційні аспекти тексту. Аналіз тексту стикається з низкою проблем через складність природної мови, її неоднозначність і залежність від контексту. Однією з ключових проблем є варіативність мовлення, оскільки слова можуть змінювати своє значення залежно від контексту, а синонімія та омонімія створюють додаткові перешкоди для точного розпізнавання значення.

Ще одним важливим викликом є опрацювання емоційного забарвлення тексту, оскільки людина виражає почуття не лише прямими словами, а й сарказмом, іронією чи культурно обумовленими виразами, які важко розпізнати навіть сучасним алгоритмам. Крім того, багатомовність і діалекти додають рівень складності, оскільки слова та граматичні структури можуть значно відрізнятися навіть в межах однієї мови.

Моделі нейронних мереж типу LSTM (Long Short-Term Memory)[1] довели свою ефективність у вирішенні завдань, пов'язаних з аналізом послідовностей даних, зокрема текстів, завдяки здатності враховувати довготривалі залежності. Вивчення та впровадження таких моделей є важливим кроком у розвитку штучного інтелекту, машинного навчання та обробки природної мови.

Важливою тенденцією є інтеграція штучного інтелекту в різноманітні галузі, такі як медицина, освіта, фінанси та маркетинг. Наприклад, моделі LSTM активно використовуються для аналізу емоцій[2] у відгуках пацієнтів, розробки персоналізованих освітніх програм, прогнозування поведінки клієнтів у банківському секторі та оптимізації маркетингових кампаній. Важливим напрямом залишається вдосконалення систем синхронного перекладу, що базуються на нейронних мережах, з метою забезпечення більш природної взаємодії між носіями різних мов[3].

Масштаб проблеми аналізу природної мови є надзвичайно значним, оскільки текстова інформація є основним джерелом комунікації та знань у сучасному суспільстві. Зростання обсягів даних, що

створюються щодня, спричиняє необхідність розробки ефективних алгоритмів для їх обробки. Щохвилини у світі надходять мільйони текстових повідомлень, постів у соціальних мережах, статей, електронних листів та інших форм текстової інформації, що робить ручний аналіз цих даних неможливим.

Величина проблеми аналізу природної мови підкреслює важливість подальших досліджень і розробок у цій сфері, що мають на меті вдосконалення ефективності, доступності та точності методів обробки текстових даних.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У сфері семантичного аналізу тексту значний внесок зробили роботи, присвячені векторизації слів, такі як Word2Vec і GloVe[4]. Ці моделі стали основою для багатьох сучасних алгоритмів. Векторизація слів дозволила забезпечити більш точне семантичне представлення тексту та створити базу для розвитку глибокого навчання у сфері NLP.

Для емоційного аналізу ключовими є роботи Фелдмана[5], які описують алгоритми виявлення настроїв на основі статистичних методів та машинного навчання. Пізніші дослідження акцентують увагу на використанні глибоких нейронних мереж для врахування контекстуальних та емоційних залежностей у тексті.

Моделі LSTM, запропоновані Хохрайтером і Шмідхубером[6], стали важливим проривом у сфері обробки послідовностей завдяки їхній здатності враховувати довготривалі залежності. Подальші дослідження, такі як роботи Грейвза[7], розширили можливості цих моделей через впровадження двонаправлених мереж.

У двонаправлених (Bidirectional) LSTM моделі одночасно враховують контекст із минулого та майбутнього, що робить їх особливо ефективними у задачах, де важливий глобальний контекст тексту, наприклад, у машинному перекладі або розпізнаванні мови. З іншого боку, однобічні (Unidirectional) LSTM аналізують послідовності тільки в одному напрямку, що може бути достатнім для завдань з хронологічною структурою, таких як аналіз часових рядів.

Важливим кроком у розвитку LSTM стала інтеграція механізму уваги[8], що дозволило значно покращити точність та швидкість аналізу тексту. Механізм уваги є технікою в машинному навчанні, яка дозволяє моделі зосереджуватися на найбільш важливих частинах вхідної інформації під час виконання певного завдання. У контексті рекурентних нейронних мереж, таких як LSTM, механізм уваги допомагає моделі ефективніше обробляти послідовності даних, особливо коли ці послідовності є довгими або містять складні залежності.

Нейронні мережі довготривалої короткочасної пам'яті є досить гнучкими в налаштуванні та можуть бути адаптовані для різних задач шляхом зміни їхньої архітектури та гіперпараметрів. Ця гнучкість дозволяє ефективно вирішувати широкий спектр завдань, таких як обробка природної мови, прогнозування часових рядів та розпізнавання мовлення. Завдяки цьому існує цілий ряд різноманітних варіацій LSTM. Наприклад, у роботі про Leap-LSTM[9] автори пропонують модель Leap-LSTM, яка динамічно пропускає неважливі слова під час читання тексту, що підвищує ефективність обробки довгих документів. Модель була протестована на кількох задачах категоризації тексту, включаючи аналіз настроїв, і показала кращі результати порівняно зі стандартними LSTM.

Найпопулярнішими моделями LSTM залишаються класична(однаправлена) та двонаправлена. Кожна з цих архітектур має свої переваги та обирається залежно від специфіки задачі та характеристик даних.

Мета статті – огляд однаправленої та двонаправленої моделей нейронних мереж типу LSTM і рекурентної нейронної мережі для семантичного та емоційного аналізу природної мови людини та порівняння їх ефективності.

Виклад основного матеріалу

Нейронні мережі типу LSTM (Long Short-Term Memory) представляють собою вдосконалений тип рекурентних нейронних мереж (RNN)[10], які спеціально розроблені для роботи з послідовностями даних. Ця мережа є узагальненням прямої нейронної мережі, яка має внутрішню пам'ять. RNN є періодичною за своєю природою, оскільки виконує ту саму функцію для кожного введення даних, тоді як вихід поточного введення залежить від одного минулого обчислення. Після створення виводу він копіюється та надсилається назад у рекурентну мережу. Щоб прийняти рішення, він розглядає поточний вхід і вихід, отриманий з попереднього введення.

Однак рекурентні нейронні мережі часто стикаються з проблемами у роботі з довгостроковими залежностями, де інформація з віддалених кроків стає вирішальною для створення точних прогнозів. Ця проблема відома як проблема градієнта, що зникає, або проблема градієнта, що вибухає.

Основна особливість LSTM полягає в їх здатності зберігати довготривалі залежності у тексті, що є надзвичайно важливим для аналізу природної мови. Завдяки використанню спеціальних комірок пам'яті, модель може зберігати релевантну інформацію протягом багатьох елементів

послідовності, що дозволяє краще розуміти контекст і сенс тексту.

Архітектура LSTM має ланцюгову структуру, яка містить нейронні мережі та різні блоки пам'яті, які називаються комітками.

Інформація зберігається комітками, а маніпуляції з пам'яттю здійснюються шлюзами.

Комітка пам'яті в LSTM має три основні компоненти (див. рис. 1): вхідний, забутий та вихідний шлюзи.

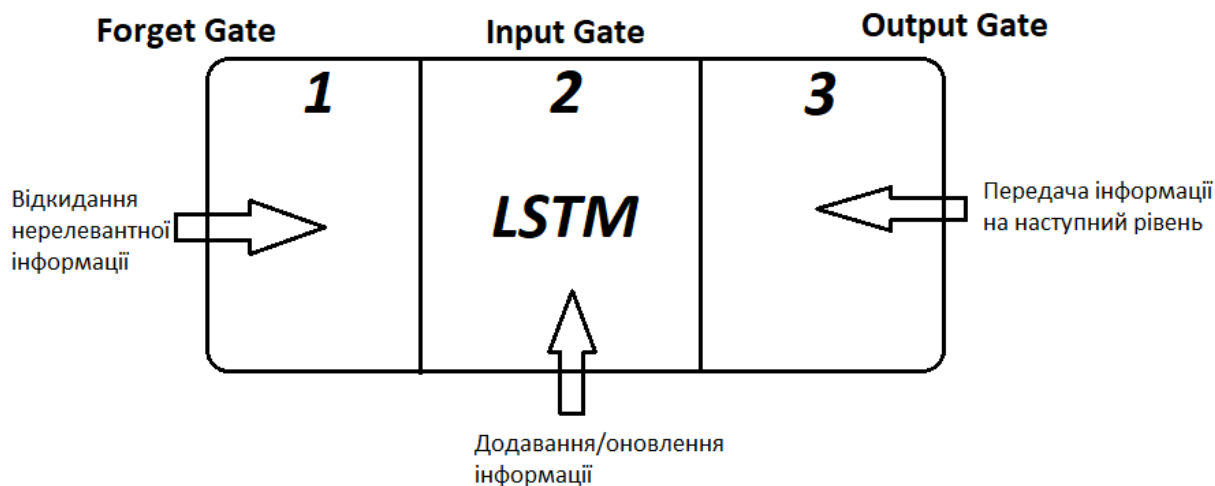


Рисунок 1 – Компоненти комітки пам'яті в LSTM
Джерело: розроблено авторами.

Забутий шлюз визначає, яка частина інформації з попереднього стану повинна бути збережена, а яка відкинута. Вхідний шлюз дозволяє оновлювати інформацію, що зберігається у комітці пам'яті, новими даними. Вихідний шлюз відповідає за те, яка частина інформації буде передана на наступний рівень мережі. Така структура робить LSTM універсальним інструментом для аналізу послідовних даних, таких як текст, де кожне слово може залежати від попередніх слів.

Деякі з відомих областей використання LSTM включають:

1. Моделювання мови: LSTM використовувалися для завдань обробки природної мови, таких як моделювання мови, машинний переклад і підсумовування тексту. Їх можна навчити складати зв'язні та граматично правильні речення, вивчаючи залежності між словами в реченні.

2. Розпізнавання мовлення: LSTM використовувалися для завдань розпізнавання мовлення, таких як транскрибування мовлення в текст і розпізнавання голосових команд. Їх можна навчити розпізнавати шаблони в мовленні та зіставляти їх із відповідним текстом.

3. Прогнозування часових рядів: LSTM використовувалися для завдань прогнозування часових рядів, таких як прогнозування цін на акції, погоди та споживання енергії. Вони можуть вивчати закономірності в даних часових рядів і використовувати їх для прогнозування майбутніх подій.

4. Виявлення аномалій: LSTM використовувалися для завдань виявлення аномалій, таких як виявлення шахрайства та вторгнення в мережу. Їх можна навчити виявляти шаблони в даних, які відхиляються від норми, і позначати їх як потенційні аномалії.

5. Системи рекомендацій: LSTM використовувалися для завдань рекомендацій, таких як рекомендація фільмів, музики та книг. Вони можуть вивчати шаблони поведінки користувачів і використовувати їх для надання персоналізованих рекомендацій.

6. Аналіз відео: LSTM використовувалися для завдань аналізу відео, таких як виявлення об'єктів, розпізнавання активності та класифікація дій.

В межах цієї статті буде розглянуто дві моделі нейронних мереж типу LSTM – односпрямована та двоспрямована.

Односпрямована нейронна мережа типу LSTM – це спеціалізований тип рекурентної нейронної мережі (RNN), яка обробляє послідовності даних лише в прямому напрямку, від початкового до кінцевого елемента. Ця архітектура особливо ефективна для завдань, де кожен вихід залежить виключно від попередніх вхідних даних, таких як моделювання мови, прогнозування часових рядів і розпізнавання мовлення в реальному часі.

В односпрямованому LSTM дані послідовно проходять через мережу, при цьому на кожному кроці враховуються поточний вхід і прихований стан із попереднього часового кроку. Комітка LSTM

складається з кількох компонентів, які регулюють потік інформації, дозволяючи мережі підтримувати та оновлювати свою пам'ять з часом. Ця конструкція дозволяє LSTM фіксувати довгострокові залежності та пом'якшувати такі проблеми, як проблема зникнення градієнта, яка є поширеною в традиційних мережах RNN.

Порівняно з двонаправленими LSTM, які обробляють дані як у прямому, так і в зворотному напрямках для використання майбутнього контексту, однонаправлені LSTM більше підходять для програм реального часу, де майбутні дані недоступні на момент обробки. Односпрямовані LSTM мережі відіграють важливу роль у нейронному машинному перекладі (NMT). Вони обробляють вхідний текст послідовно, слово за словом, зберігаючи інформацію про попередні слова для кращого розуміння контексту. Це дозволяє моделі генерувати більш точні переклади, враховуючи граматичні та семантичні особливості вихідної мови. Однак, це може бути недостатнім для мов з вільним порядком слів або складними граматичними структурами.

Таким чином, односпрямовані LSTM є потужними інструментами для моделювання послідовних даних, де кожен елемент залежить від своїх попередників. Їхня архітектура ефективно фіксує тимчасові залежності, що робить їх придатними для широкого спектру додатків, пов'язаних із залежними від часу або впорядкованими даними.

Двонаправлена нейронна мережа типу LSTM (BiLSTM) — це розширений тип рекурентної нейронної мережі (RNN), яка покращує стандартну архітектуру LSTM шляхом обробки послідовностей даних як у прямому, так і в зворотному напрямках. Ця подвійна обробка дозволяє моделі фіксувати контекст як з минулого, так і з майбутнього станів, забезпечуючи більш повне розуміння послідовності на кожному кроці часу.

У BiLSTM використовуються два окремі рівні LSTM: один обробляє вхідну послідовність від початку до кінця (прямий напрям), а інший обробляє її від кінця до початку (зворотний напрям). Вихідні дані з цих двох рівнів потім об'єднуються, зазвичай шляхом конкатенації, на кожному кроці часу. Ця комбінація дозволяє мережі використовувати інформацію як з попередніх, так і з наступних елементів у послідовності, що особливо

корисно для завдань, де контекст з обох напрямків є вирішальним.

Наприклад, при обробці природної мови (NLP) розуміння значення слова часто залежить від його попередніх і наступних слів. Використовуючи BiLSTM, модель може ефективно охоплювати повний контекст, що призводить до покращення продуктивності в таких програмах, як машинний переклад, аналіз настроїв і розпізнавання іменованих об'єктів.

Однак важливо зазначити, що BiLSTM є найбільш ефективними в сценаріях, коли вся послідовність доступна до початку обробки. Ця вимога робить їх менш придатними для додатків у реальному часі, таких як розпізнавання мови в реальному часі, де майбутні точки даних недоступні під час обробки. У таких випадках більш доцільними є односпрямовані LSTM, які обробляють дані в одному прямому напрямку.

Двонаправлені LSTM розширюють можливості традиційних LSTM, об'єднуючи контекст як з минулих, так і з майбутніх вхідних даних, що робить їх потужними інструментами для різноманітних завдань моделювання послідовності, де необхідний повний контекст.

Архітектура двонаправленої LSTM складається з двох однонаправлених LSTM, які обробляють послідовність як у прямому, так і в зворотному напрямках. Цю архітектуру можна інтерпретувати як наявність двох окремих мереж LSTM, одна отримує послідовність токенів, як є, а інша — у зворотному порядку. Обидві ці мережі LSTM повертають вектор ймовірностей як вихідні дані, а кінцевий результат є комбінацією обох цих ймовірностей. Його можна представити у вигляді (1):

$$p_t = p_t^f + p_t^b \quad (1),$$

де p_t^f - кінцевий вектор ймовірності мережі, p_t^f - вектор ймовірності з прямої мережі LSTM, p_t^b - вектор ймовірності від зворотної мережі LSTM.

На рисунку 2 описано архітектуру рівня BiLSTM, де X_i є вхідним маркером, Y_i є вихідним маркером, а A і A' є вузлами LSTM. Остаточним результатом Y_i є комбінація вузлів A і A' LSTM.

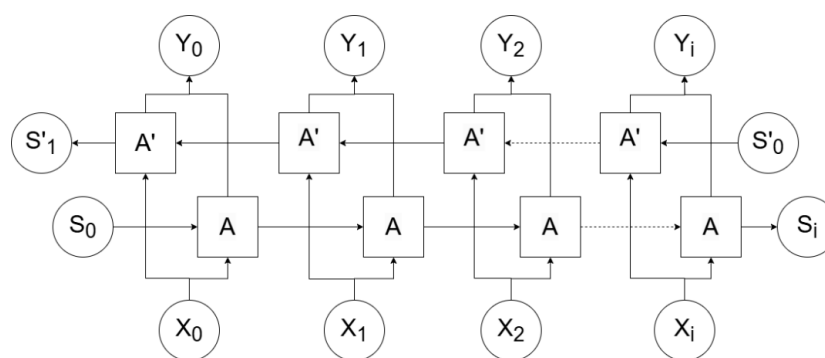


Рисунок 2 – Архітектура BiLSTM

Джерело: розроблено авторами.

Для порівняння ефективності оглянутих вище моделей нейронних мереж буде використовуватися датасет, що містить в собі відгуки до фільмів з сайту IMDB[11]. В ньому міститься набір із 25 000 дуже полярних на настроєм оглядів фільмів для навчання та 25 000 для тестування. Задачою буде визначення емоційного окрасу відгуку: позитивний чи негативний. Кожен відгук попередньо оброблений і має мітку як позитивний або негативний і кодується цілими числами, які показують, наскільки поширене слово в усьому наборі даних. Наприклад, слово, закодоване цілим числом 3, означає, що воно є третім за поширеністю словом у наборі даних.

Дані для порівняння наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Результати виконання задачі

| Модель | Час навчання, с | Точність, % |
|---------------------|-----------------|-------------|
| RNN | 916 | 82,66 |
| Односпрямована LSTM | 1269 | 91,26 |
| Двоспрямована LSTM | 1963 | 96,47 |

Джерело: розроблено авторами

RNN має найкоротший час навчання (916 с) серед розглянутих моделей, проте її точність (82,66%) найнижча. Це свідчить, що класична рекурентна нейронна мережа швидше тренується, але гірше справляється з виявленням позитивних і негативних відгуків.

Односпрямована LSTM демонструє вищу точність (91,26%), хоч і потребує трохи більше часу на навчання (1269 с). Завдяки спеціальним осередкам пам'яті (LSTM-блокам) ця модель краще запам'ятовує довгострокові залежності в тексті.

Двоспрямована LSTM забезпечує найкращу точність (96,47%), проте має найбільший час навчання (1963 с). Вона враховує як попередній, так і наступний контекст у реченні, що особливо корисно

для розуміння складних мовних зворотів та визначення тональності відгуків.

Реалізації моделей нейронних мереж були взяті з відкритих джерел[12; 13].

Висновки

Таким чином, були розглянуті різні моделі нейронних мереж в контексті обробки природньої людської мови, зокрема рекурентна нейронна мережа (RNN), односпрямована LSTM та двоспрямована LSTM. Після тестування мереж на відгуках до фільмів можна порівняти, наскільки добре різні моделі визначають позитивні та негативні відгуки.

З результатів тестування виходить, що BiLSTM є найефективнішою з розглянутих моделей для виконання подібних задач. Ефективність її полягає в тому, що вона використовує весь контекст вхідних даних, як минулий, так і майбутній. Рекурентна мережа є найменш ефективною з усіх, так як не вміє довгостроково запам'ятовувати залежності в тексті та використовує тільки попередні вихідні дані. Однак, завдяки її простішій архітектурі, вона має найменший час навчання.

Список літератури

1. Long Short-Term Memory Networks. *ScienceDirect*. URL: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/long-short-term-memory-networks> (дата звернення: 18.01.2025).
2. Назаренко Д.С., Афанасьєва І.В., Голян Н.В. Нейромережевий підхід для емоційного розпізнавання тексту. *Біоніка інтелекту*. 2019. Т. 1, № 92. С. 9–14.
3. Назаренко Д.С., Афанасьєва І.В., Голян Н.В. Investigation of the Deep Learning Approaches to Classify Emotions in Texts // *CEUR Workshop Proceedings*, 2021, 2870, С. 206-224.
4. Т. Mikolov та ін. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. *arXiv.org*. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1301.3781> (дата звернення: 17.02.2025).
5. Feldman V., Zhang C. What Neural Networks Memorize and Why: Discovering the Long Tail via Influence Estimation. *arXiv.org*. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.03703> (дата звернення: 22.01.2025).
6. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. *ResearchGate*. URL: https://www.researchgate.net/publication/13853244_Long_Short-Term_Memory (дата звернення: 23.01.2025).
7. Graves A., Schmidhuber J., Fernandez S. Multi-Dimensional Recurrent Neural Networks. *arXiv.org*. URL: <https://arxiv.org/abs/0705.2011> (дата звернення: 24.01.2025).
8. Winata G. I., Fung P., Kampsman O. P. Attention-Based LSTM for Psychological Stress Detection from Spoken Language Using Distant Supervision. *arXiv.org*. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1805.12307> (дата звернення: 31.01.2025).
9. Huang T., Shen G., Deng Z.-H. Leap-LSTM: Enhancing Long Short-Term Memory for Text Categorization. *arXiv.org*. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.11558> (дата звернення: 02.02.2025).
10. Introduction to Recurrent Neural Networks. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-to-recurrent-neural-network/> (дата звернення: 04.02.2025).
11. IMDB Dataset of 50K Movie Reviews. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/lakshmi25npathi/imdb-dataset-of-50k-movie-reviews> (дата звернення: 09.02.2025).
12. Kumar S. Natural Language Processing - Sentiment Analysis using LSTM. *Analytics Vidhya*. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/natural-language-processing-sentiment-analysis-using-lstm/> (дата звернення: 10.02.2025).
13. Rajan S. Sentiment Analysis Using Bidirectional Stacked LSTM. *Analytics Vidhya*. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/08/sentiment-analysis-using-bidirectional-stacked-lstm/> (дата звернення: 13.02.2025).

Відомості про авторів:

Кашніков Юрій Костянтинович

студент
Харківського національного університету
радіоелектроніки,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0009-0000-5021-8858>

Афанасьєва Ірина Віталіївна

кандидат технічних наук
доцент
Харківського національного університету
радіоелектроніки,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0003-4061-0332>

Онищенко Костянтин Георгійович

старший викладач
Харківського національного університету
радіоелектроніки,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-7746-4570>

Information about the authors:

Kashnikov Yurii Kostiantynovych

student
Kharkiv national university
of radioelectronics,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0009-0000-5021-8858>

Afanasieva Iryna Vitaliivna

PhD in Engineering
associate professor
Kharkiv national university of radioelectronics,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0003-4061-0332>

Onyshchenko Kostiantyn Heorhiiovych

senior lecturer
Kharkiv national university
of radioelectronics,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-7746-4570>

NEURAL NETWORKS OF THE LSTM TYPE FOR EMOTIONAL AND SEMANTIC ANALYSIS OF HUMAN NATURAL LANGUAGE

Y. Kashnikov, I. Afanasieva, K. Onyshchenko

The article addresses the pressing issue of automatically identifying the emotional tone and semantic content of textual messages, a task of increasing importance in the context of big data processing and natural language understanding. With the rapid growth of user-generated content on social media and other digital platforms, there is a growing need for robust and efficient models capable of performing emotional and semantic analysis at scale.

The primary objective of the article is to examine and compare the performance of different neural network architectures—specifically, classical recurrent neural networks (RNN), unidirectional Long Short-Term Memory (LSTM), and bidirectional LSTM models—in the context of text classification tasks related to emotional and semantic interpretation. Through a detailed literature review and practical analysis, the article investigates the theoretical foundations and implementation details of these models.

A significant portion of the article is dedicated to exploring the recurrent neural network as the foundational architecture for more advanced models. It then delves into the mechanisms of LSTM networks, focusing on their capability to address the vanishing gradient problem and maintain long-range dependencies across sequences. The comparative features of unidirectional and bidirectional LSTM architectures are highlighted, with an emphasis on the enhanced contextual understanding offered by the bidirectional approach, which processes text in both forward and backward directions.

In the concluding section, the article presents an empirical comparison of the models based on classification accuracy, training speed, and overall performance in emotional and semantic analysis tasks. It discusses the practical advantages and limitations of each model and provides recommendations for selecting the most suitable architecture depending on the specific requirements of real-world applications. The study contributes to the ongoing development of intelligent systems for natural language processing and offers insights for further research in the field.

Keywords: *analysis, bidirectional model, classification, emotional analysis, neural network, semantic analysis, unidirectional model.*

ДОВІДКА

Наукова стаття авторів: Ю.К. Кашніков, І.В. Афанасьєва, К.Г. Онищенко “Використання нейронних мереж типу LSTM для емоційного та семантичного аналізу природньої мови людини” (обсяг статті – 6 сторінок формату А4) позитивно розглянута на засіданні редакційної колегії наукового фахового видання “Системи обробки інформації” та схвалена до друку у випуску №1(180) 2025 року.

Друк заплановано на кінець червня 2025 року.

“Системи обробки інформації ” занесений до категорії “Б” Переліку наукових фахових видань України (технічні та військові науки за спеціальностями 122, 123, 126, 172, 253, 255, 272, 275), затверджено наказами Міністерства освіти і науки України від 17.03.2020 № 409 та від 02.07.2020 № 886, включено до міжнародної наукометричної бази даних Index Copernicus (Польща).

Відповідальний за випуск наукових фахових видань
Харківського національного університету Повітряних Сил
імені Івана Кожедуба
доктор філософії



Вадим ФУСТІЙ

ДОДАТОК В

Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ

Дата звіту 6/10/2025
Дата редагування ---

Звіт не був оцінений

Звіт подібності

метадані

Назва організації
Kharkiv National University of Radio Electronics

Заголовок
2025_M_ПІ_ІПЗм-23-2_Кашніков_Ю_К_скорочений

Автор Науковий керівник / Експерт
Кашніков Юрій КостянтинівичЄвген Кардаш

підрозділ
каф. ПІ

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.

9.32%
9.32%

КП 1

0.61%
0.61%

КЦ

25

Докладна фраза для коефіцієнта подібності 2

7491

Кількість слів

58767

Кількість символів

Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про **МОЖЛИВІ** маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати намісний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

| | | |
|------------------------|--|----|
| Заміна букв | | 0 |
| Інтервали | | 0 |
| Мікропробіли | | 0 |
| Білі знаки | | 0 |
| Парафрази (SmartMarks) | | 22 |

Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Копія тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

| 10 найдовших фраз | Копія тексту |
|---------------------|---|
| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР | НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ) |
| 1 | <div style="display: flex; justify-content: space-between;"> <div style="font-size: 0.8em;"> <p>3_article_kashnikov</p> <p>4/8/2025</p> <p>Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub (Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub)</p> </div> <div style="text-align: right;"> <p>90 1.20 %</p> </div> </div> |
| 2 | <div style="display: flex; justify-content: space-between;"> <div style="font-size: 0.8em;"> <p>3_article_kashnikov</p> <p>4/8/2025</p> <p>Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub (Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub)</p> </div> <div style="text-align: right;"> <p>83 1.11 %</p> </div> </div> |

| | | |
|----|---|-----------|
| 3 | 3_article_kashnikov 4/8/2025 Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub (Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub) | 82 1.09 % |
| 4 | 3_article_kashnikov 4/8/2025 Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub (Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub) | 63 0.84 % |
| 5 | 3_article_kashnikov 4/8/2025 Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub (Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub) | 60 0.80 % |
| 6 | 3_article_kashnikov 4/8/2025 Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub (Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub) | 45 0.60 % |
| 7 | 3_article_kashnikov 4/8/2025 Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub (Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub) | 42 0.56 % |
| 8 | 3_article_kashnikov 4/8/2025 Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub (Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub) | 39 0.52 % |
| 9 | 3_article_kashnikov 4/8/2025 Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub (Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub) | 24 0.32 % |
| 10 | https://elar.khmmu.edu.ua/bitstreams/5f507e67-86a0-4172-b23e-60acdd398c0/download | 23 0.31 % |

з бази даних RefBooks (0.00 %)

| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР | ЗАГОЛОВОК | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИФІКАЦІЙНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
|------------------|-----------|--|
|------------------|-----------|--|

з домашньої бази даних (0.00 %)

| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР | ЗАГОЛОВОК | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИФІКАЦІЙНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
|------------------|-----------|--|
|------------------|-----------|--|

з програми обміну базами даних (8.25 %)

| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР | ЗАГОЛОВОК | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИФІКАЦІЙНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
|------------------|--|--|
| 1 | 3_article_kashnikov 4/8/2025 Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub (Kharkiv National University of Air Force named after Ivan Kozhedub) | 575 (16) 7.68 % |
| 2 | ФЮНТ_2024_123_магістр_Масюк В.С. 11/20/2024 Ukrainian national aviation university (ФЮНТ Кафедра інженерії програмного забезпечення) | 16 (3) 0.21 % |
| 3 | Аналіз тексту з використанням великих мовних моделей 3/16/2025 National Technical University of Ukraine Igor Sikorskyi Kyiv Politech Institute (National Technical University of Ukraine Igor Sikorskyi Kyiv Politech Institute) | 16 (3) 0.21 % |

| | | |
|---|--|---------------|
| 4 | НЕЙРОМЕРЕЖКЕВІ ТЕХНОЛОГІЇ В МЕДИЧНІЙ ДІАГНОСТИЦІ ЛЕГЕНЕВИХ ЗАХВОРЮВАНЬ 12/12/2024 Lesya Ukrainka Volyn National University (Кафедра комп'ютерних наук та кібербезпеки) | 11 (1) 0.15 % |
|---|--|---------------|

з Інтернету (1.07 %)

| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР | ДЖЕРЕЛО URL | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИФІКОВАНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
|---------------------|---|--|
| 1 | https://elar.khmnu.edu.ua/bitstreams/5f507e67-86a0-4172-b23e-60acdd398c0/download | 23 (1) 0.31 % |
| 2 | https://ela.kpi.ua/bitstreams/b6e1d8aa-5ad6-48cc-9c1d-628e59db46d2/download | 13 (2) 0.17 % |
| 3 | http://publications.lnu.edu.ua/collections/index.php/electronics/article/viewFile/4780/5283 | 12 (1) 0.16 % |
| 4 | https://openarchive.nure.ua/bitstreams/45a1bd0a-fc08-40e8-95be-cf98eac8f7d1/download | 12 (1) 0.16 % |
| 5 | https://ela.kpi.ua/bitstreams/98712e26-74af-4ebc-8e0a-7a6d325be419/download | 10 (1) 0.13 % |
| 6 | https://openarchive.nure.ua/server/api/core/bitstreams/64e85b49-afc8-4927-be48-87db7a94700e/content | 10 (1) 0.13 % |

Список прийнятих фрагментів (немає прийнятих фрагментів)

| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР | ЗМІСТ | КІЛЬКІСТЬ ОДНАКОВИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
|------------------|-------|---------------------------------------|
|------------------|-------|---------------------------------------|

ДОДАТОК Г

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на
відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008: 2015

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент
(посада)

програмної інженерії
(кафедра)

ПЗМ-23-2□
(група)

Юрій КАШНІКОВ

(прізвище, ім'я, по батькові)

Зауваження

| Пункт ДСТУ 3008-2015 | Зміст пункту | Сторінка кваліфікаційної роботи |
|----------------------|--|---------------------------------|
| 1 | 2 | 3 |
| | 7.1 Загальні положення | |
| 7.1.25 | Не дозволено розміщувати назву розділу, підрозділу, а також пункту й підпункту на останньому рядку сторінки. | 0 |
| | 7.3 Нумерація сторінок звіту | |
| | 7.5 Рисунки | |
| | 7.6 Таблиці | |
| | 7.7 Переліки | |
| | 7.8 Примітки | |
| | 7.9 Виноски | |
| | 7.10 Формули та рівняння | |
| | 7.11 Посилання | |
| | 7.13 Список авторів | |
| | 7.14 Скорочення та умовні позначки | |
| | 7.15 Додатки | |

Експерт

(підпис)

Вадим НЕЧВОЛОД

(прізвище, ініціали)

15.06.2025