

УДК 004.8

Бондар О.А., Пасічник О.А., Скрипник Т.К.

*Хмельницький національний університет*

## **МЕТОД ДІАГНОСТИКИ ЗАХВОРЮВАНЬ ЗА ОПИСОМ СИМПТОМІВ НА ОСНОВІ РЕКУРЕНТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

*Розглянуто метод автоматичної діагностики захворювань за текстовими описами симптомів з використанням рекурентних нейронних мереж типу LSTM з механізмом уваги. Запропонована архітектура включає двонаправлений LSTM шар для захоплення контекстних залежностей, шар уваги для фокусування на важливих симптомах та повнозв'язні шари для класифікації. Розроблено модифікацію з додатковим навчанням ембедінгів на медичних текстах та механізмом max pooling.*

*A method for automatic disease diagnosis from textual symptom descriptions using LSTM recurrent neural networks with attention mechanism is considered. The proposed architecture includes a bidirectional LSTM layer for capturing contextual dependencies, an attention layer for focusing on important symptoms, and fully connected layers for classification. A modification with additional training of embeddings on medical texts and max pooling mechanism has been developed.*

Автоматична діагностика захворювань за описом симптомів є важливою задачею для телемедицини та систем підтримки медичних рішень. Традиційні підходи базуються на правилах та експертних системах, які потребують ручного формування бази знань. Використання технологій обробки природної мови та глибокого навчання дозволяє автоматично витягувати залежності між симптомами та захворюваннями з текстових описів без необхідності експліцитного програмування правил діагностики [1-3].

Метою роботи є розробка методу автоматичної діагностики захворювань за текстовими описами симптомів на основі рекурентних нейронних мереж типу LSTM з механізмом уваги, який забезпечує високу точність класифікації та можливість інтерпретації результатів для медичного персоналу.

Запропонований метод базується на використанні рекурентних нейронних мереж для послідовної обробки текстових описів симптомів українською мовою. Вхідними даними є текстовий опис симптомів довжиною від 20 до 150 слів, а вихідними – розподіл ймовірностей по 23 можливих захворювань. Метод складається з чотирьох послідовних етапів (рисунок 1): попередня обробка тексту (токенізація, лематизація, видалення стоп-слів), векторизація токенів з використанням попередньо навчених ембедінгів розмірністю 300, обробка послідовності двонаправленим LSTM шаром з механізмом уваги для виявлення важливих симптомів, класифікація повнозв'язними шарами з функцією активації softmax.

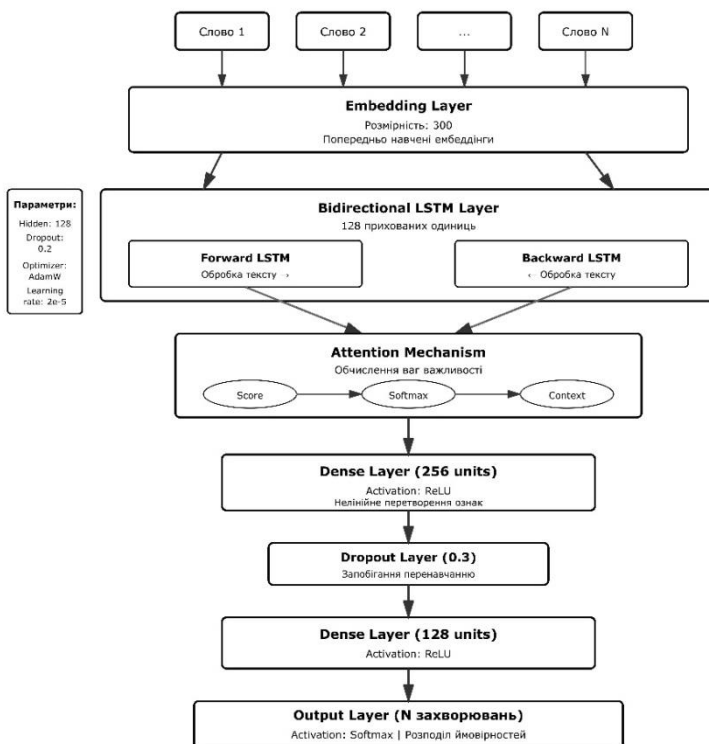


Рисунок 1 – Загальна схема методу діагностики захворювань

Етап попередньої обробки включає токенизацію тексту з використанням спеціалізованого токенизатора для української мови, очищення від непотрібних символів та приведення до нижнього регістру, лематизацію з використанням бібліотеки `ru morphology2` для приведення слів до базової словникової форми (наприклад, "болить", "боліло" → "боліти"), видалення стоп-слів. Особливістю попередньої обробки є збереження медичної термінології та її контекстного використання.

Архітектура нейронної мережі. Базова архітектура включає шар ембедінгів розмірністю 300, ініціалізований попередньо навченими векторними представленнями слів. Використовується двонаправлений LSTM шар з 128 прихованими одиницями, який обробляє послідовність слів у прямому та зворотному напрямках для врахування контексту з обох сторін. Шар LSTM використовує три вентиля для контролю потоку інформації: вектор вентиля забування, сигмоїдна функція, матриця ваг.

Механізм уваги обчислює ваги важливості для кожної позиції в послідовності. Для кожного виходу LSTM обчислюється скалярна оцінка

важливості, яка нормалізується функцією softmax. Зважена сума виходів LSTM формує фінальне представлення тексту, що дозволяє автоматично виявляти найбільш важливі симптоми для діагностики. Після шару уваги розташовані два шари з 256 та 128 нейронами відповідно з активацією ReLU та дропаут 0.3 для запобігання перенавчанню. Вихідний шар має 45 нейронів з функцією softmax.

Для покращення якості класифікації розроблено модифікацію базової архітектури з чотирма ключовими змінами. Перша модифікація – додаткове навчання ембедінгів на корпусі медичних статей та документації, що дозволяє векторним представленням краще відображати медичну термінологію (наприклад, "лихоманка" та "підвищена температура" отримують схожі вектори). Друга модифікація – додавання механізму max pooling паралельно до шару уваги, що дозволяє захопити найбільш виражені ознаки, після чого результати уваги та max pooling об'єднуються операцією конкатенації.

Третя модифікація – техніка поступового розморожування шарів під час навчання, коли спочатку заморожуються всі шари крім вихідного, а потім поступово розморожуються верхні шари, що знижує ризик перенавчання. Додатково застосовується аугментація даних через випадкову заміну слів синонімами з медичного тезаурусу (наприклад, "головний біль" → "цефалгія").

Модифікована модель демонструє покращення точності на 5.2% порівняно з базовою версією при незначному збільшенні часу обробки (на 0.01 секунди). Особливо значне покращення спостерігається для рідкісних захворювань, де F1-score зріс на 7.8%. Аналіз матриці помилок показав, що найскладнішими для класифікації є захворювання зі схожими симптомами (грип та ГРВІ, різні типи інфекцій). Механізм уваги дозволяє визначити ключові симптоми: для діагнозу "грип" найбільшу вагу мають слова "лихоманка", "біль у м'язах", "слабкість". Порівняння з базовими методами показало перевагу: найкращий баєсівський класифікатор – 68.4%, логістична регресія – 74.2%, LSTM без уваги – 82.1%.

Отже, модифікація з додатковим навчанням ембедінгів на медичних текстах та механізмом max pooling покращує точність на 5.2% порівняно з базовою архітектурою, особливо для рідкісних захворювань. Двонаправлений LSTM шар з 128 одиницями ефективно захоплює контекстні залежності між симптомами. Механізм уваги забезпечує інтерпретованість результатів через визначення найбільш важливих симптомів. Метод є придатним для практичного застосування в телемедичних системах та системах підтримки медичних рішень.

### Перелік посилань

1. Balasubramanian N. S. P., Dakshit S. Can Public LLMs be used for Self-Diagnosis of Medical Conditions? arXiv, 2024. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.11407>.
2. Raza S., Schwartz B. Constructing a disease database and using natural language processing to capture and standardize free text clinical information. Scientific Reports. 2023. Vol. 13, No. 1. Pp. 8591. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-35482-0>.
3. Wang Z., Wen R., Chen X., Cao S., Huang S.-L., Qian B., Zheng Y. Online Disease Self-diagnosis with Inductive Heterogeneous Graph Convolutional Networks / Proceedings of the Web Conference 2021, April 19, 2021. Pp. 3349–3358. URL: <https://doi.org/10.1145/3442381.3449795>.