

УДК 621.855

I. M. Kit

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ІНДИВІДУАЛЬНИХ ТЕРАПЕВТИЧНИХ СТРАТЕГІЙ

UDC 621.855

I. M. Kit

DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ALGORITHMS FOR INDIVIDUALIZED THERAPEUTIC STRATEGIES

Персоналізована медицина спрямована на індивідуальний підхід до лікування пацієнтів, враховуючи їхні генетичні, клінічні та поведінкові характеристики. Інтеграція штучного інтелекту (ШІ) у цей процес дозволяє аналізувати великі масиви даних для створення алгоритмів, здатних прогнозувати ризики хронічних захворювань і формувати персоналізовані терапевтичні рекомендації. Такі алгоритми можуть не лише покращити результати лікування, але й знизити витрати на медичну допомогу. Запропоновано архітектуру алгоритму, яка поєднує аналіз часових рядів, інтерпретацію ключових факторів ризику та адаптацію до індивідуальних характеристик пацієнта.

Запропонований підхід передбачає послідовність етапів: збір та підготовку даних, врахування ваги для релевантних факторів ризику, індивідуалізація терапевтичних протоколів.

Дані отримані з електронних медичних записів (ЕМЗ), таких як результати лабораторних аналізів, діагнози, анамнез захворювань та генетичні маркери. Для масштабування даних застосовано Z-score нормалізацію [1]:

$$I_{\text{z-score}} = \frac{I - \mu}{\sigma}$$

де:

I – значення параметра,

μ – середнє значення вибірки,

σ – стандартне відхилення вибірки.

Цей підхід дозволяє стандартизувати різні типи даних для подальшого аналізу.

На наступному етапі розроблено гібридний алгоритм, який поєднує рекурентні нейронні мережі (RNN) з механізмами уваги (Attention Mechanisms) для роботи з часовими рядами. Механізм уваги обчислює ваги для релевантних факторів ризику [2]:

$$\alpha_t = \frac{e^{e_t}}{\sum_{i=1}^T e^{e_i}}, \quad e_t = f(s_{t-1}, h_t)$$

де:

α_t – вага для моменту часу t ,

h_t – прихований стан у момент часу t ,

s_{t-1} – попередній стан моделі,

f – функція подібності.

Механізм уваги дозволяє алгоритму фокусуватися на найбільш релевантних ознаках пацієнта.

Індивідуалізацію терапевтичних протоколів реалізовано завдяки запропонованому алгоритму, що враховує генетичні дані, такі як мутації, що впливають на реакцію організму на препарати, а також демографічні фактори (вік, стать, спосіб життя). Результати моделі представлені у вигляді ймовірностей кожного терапевтичного сценарію, які обчислюються за допомогою багатокласової функції активації Sigmoid [3]:

$$P(c|x) = \frac{1}{1 + e^{-z_c}}$$

де: z_c – логіт для класу c , що дозволяє прогнозувати ймовірності кожного класу незалежно.

В працях провідних науковців котрі займались даною тематикою Теоретичний аналіз на базі синтетичних даних показує, що запропонована модель здатна досягати високих показників точності. Умовно очікувані метрики [4,5]:

- Точність: 85–90%;
- Чутливість: 80–85%;
- Специфічність: 88–92%.

Ці результати потребують підтвердження на реальних клінічних даних для перевірки узагальненості моделі.

Запропонована архітектура алгоритму має значний потенціал для персоналізованої медицини, проте потребує подальшого тестування. Наступні кроки дослідження передбачають перевірку результатів на реальних даних, інтеграцію механізмів Explainable AI для підвищення інтерпретованості прогнозів, а також адаптацію алгоритму для інших груп захворювань.

Література

1. Johnson, A. E. W., Pollard, T. J., Shen, L., et al. «MIMIC-III, a freely accessible critical care database». Scientific Data, 2016.
2. Bahdanau, D., Cho, K., Bengio, Y. «Neural machine translation by jointly learning to align and translate». arXiv, 2014.
3. Hochreiter, S., Schmidhuber, J. «Long short-term memory» Neural Computation, 1997.
4. Choi, E., Bahadori, M. T., Searles, E., et al. «RETAIN: An interpretable predictive model for healthcare using reverse time attention mechanism». NeurIPS, 2016.
5. Kingma, D. P., Ba, J. «Adam: A method for stochastic optimization». arXiv, 2014.