

УДК 004.8

Шабля Р. - ст. гр. СНм-61

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ СЕРЦЕВО-СУДИННИХ ПОКАЗНИКІВ НА ОСНОВІ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Shablia R.

Ternopil Ivan Puluj National Technical University

COMPARISON OF MACHINE LEARNING METHODS FOR PREDICTING CARDIOVASCULAR INDICATORS BASED ON TIME SERIES

Серцево-судинні захворювання залишаються однією з провідних причин смертності у світі. Сучасні моніторингові системи та електронні медичні записи (EMR) дозволяють збирати багатовимірні часові ряди таких показників, як артеріальний тиск, частота серцевих скорочень, рівень холестерину та глюкози. Аналіз цих даних із застосуванням методів машинного навчання відкриває можливості для раннього виявлення ризиків та прогнозування погіршення стану пацієнта.

Основною проблемою є високий рівень варіативності та шумності даних: пропуски вимірювань, нерегулярні інтервали спостережень та вплив зовнішніх факторів. Крім того, різні показники мають різні шкали та частоти оновлення, що ускладнює інтеграцію даних для багатовимірного прогнозування. Традиційні статистичні методи недостатньо ефективні для виявлення складних залежностей між показниками у часі.

Для прогнозування динаміки серцево-судинних показників використовуються класичні статистичні методи, такі як ARIMA та експоненційне згладжування. Вони ефективні для аналізу одновимірних часових рядів і дозволяють моделювати тренди та сезонні коливання показників. Рекурентні нейронні мережі (RNN, LSTM, GRU) застосовуються для моделювання довгострокових залежностей у багатовимірних часових рядах. Вони здатні враховувати попередні стани системи, що є критично важливим для прогнозування динаміки стану пацієнта.

Трансформери ефективні для роботи з багатовимірними часовими рядами з нерегулярними інтервалами вимірювань. Вони дозволяють моделювати складні взаємозв'язки між показниками та одночасно обробляти великі обсяги даних.

Попередня обробка даних включає нормалізацію показників, інтерполяцію пропусків, виявлення аномалій та синхронізацію різних параметрів. Ці кроки забезпечують якісну основу для навчання моделей та підвищують точність прогнозування.

Методики машинного навчання, особливо LSTM та трансформери, демонструють високий потенціал для прогнозування серцево-судинних показників на основі часових рядів. Вони дозволяють враховувати динаміку стану пацієнта, передбачати можливі загострення та підтримують розвиток персоналізованої медицини. Попередня обробка даних та коректне формування багатовимірних рядів є критично важливими для підвищення точності моделей.