ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПОЄДНАННЯ СТРУКТУРОВАНОЇ ТА НЕСТРУКТОРОВАНОЇ ІНФОРМАЦІЇ ДЛЯ СИНТЕЗУ РЕКОМЕНДАЦІЙ У МЕДИЦИНІ

Герус[1] О.О., Шабатура[2] Ю.В.
[1]Національний лісотехнічний університет України, м. Львів
[2]Національна академія сухопутних військ імені гетьмана Петра Сагайдачного, м. Львів

Стрімкий розвиток інформаційних технологій призвів до накопичення значних обсягів медичних даних про стан і здоров'я пацієнтів. Одним із перспективних напрямків досліджень у цій сфері є розробка систем синтезу рекомендацій, які можуть персоналізувати медичні вказівки для кожного пацієнта. Вони здатні аналізувати великі обсяги даних та виявляти складні взаємозв'язки між ними. Однак, оскільки медичні дані походять з різних джерел та доступні у різних форматах, необхідно навчитися поєднувати та аналізувати водночас як структуровані (клінічні записи, лабораторні результати) так і неструктуровані (текстові описи стану пацієнтів) дані.

Найбільш вдалим способом вирішення даної задачі є впровадження підходів, які включають різні моделі глибокого навчання, а також архітектури, які поєднують у собі факторизаційні машини та нейронні мережі. Для поєднання медичних даних, їх обробки та аналізу доцільно виділити такі з них:

- DeepFM: Найпопулярніший вибір для комбінування структурованих та неструктурованих даних. Вона поєднує FM-компоненти для обробки категоріальних ознак з глибокими нейронними мережами для аналізу складних взаємозв'язків між ознаками.
- DNN-CNN: Ця архітектура поєднує глибокі нейронні мережі (DNN) зі згортковими нейронними мережами (CNN) для обробки текстових даних (медичні звіти та описи стану пацієнтів) та структурованих даних (лабораторні результати та діагнози).
- BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers): BERT є однією з найбільш вдалих моделей для обробки природної мови та розуміння текстової інформації. Вона може бути використана для аналізу медичних записів, описів стану пацієнтів та інших текстових джерел.
- LSTM (Long Short-Term Memory): це тип нейронної мережі, спеціально розроблений для роботи з послідовними даними, такими як текстові речення, часові ряди або аудіофайли. Основна ідея за LSTM полягає в здатності ефективно враховувати довгострокові залежності в послідовних даних

Таким чином, задані моделі та архітектури є ефективним інструментом її вирішення. Впровадження таких моделей є необхідним кроком для подальшої розробки рекомендаційних систем у медицині, дозволивши більш точно адаптувати результати до потреб кожного окремого пацієнта.