

## ПРИЧИННО-НАСЛІДКОВИЙ ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ І ІНТЕРНЕТ РЕЧЕЙ

Кирсанов О.О., Кривенко С.А.

e-mail: [oleksandr.kyrsanov@nure.ua](mailto:oleksandr.kyrsanov@nure.ua), [stanislav.kryvenko@nure.ua](mailto:stanislav.kryvenko@nure.ua)

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІМІ  
м. Харків, Україна

The document discusses an experiment involving dynamic administration of medications using causal artificial intelligence, specifically Amazon SageMaker, to optimize treatment protocols. The study aims to experiment with dynamic administration of medical drugs to patients using causal artificial intelligence to optimize treatment protocols and improve overall treatment outcomes. The experiment utilized Amazon SageMaker methods, which provide tools to automate processes, optimize workflows, and create machine learning models. The results indicated that the proposed AI model could optimize medication dosages, leading to a significant improvement in the overall treatment effect by more than 20%.

Модель клінічної сумісності даних та пристроїв Інтернету речей на основі інструментів штучного інтелекту [1] дозволяє дослідити покращення протоколів лікування, наприклад на основі причинно-наслідкового висновку стосовно дії медичних препаратів на результати аналізу крові пацієнтів. Застосування хмарних технологій штучного інтелекту, наприклад AMAZON SAGEMAKER дозволяє відкрити новий горизонт досліджень [2].

Метою роботи є експеримент із динамічним призначенням медичних препаратів пацієнтам за допомогою причинно-наслідкового штучного інтелекту.

У реальній програмі динамічного призначення медичних препаратів пацієнтам необхідно спрогнозувати ефект лікування і дози для кількох ліків. З цієї причини можна використовувати переваги, надані [3] дослідженням від Amazon Research.

Було визначено контрфактичні величини як комбінацію спостережень і ефекту втручання:

$$V_c = V_o + \delta V \quad (1)$$

Використовуючи визначення еластичності ліків, можна переписати цей вираз для  $i$ -го найменування ліків так:

$$V_c^i = V_o^i + \sum_{j=1}^N K_{ij} \cdot \delta P^j = V_o^i + \sum_{j=1}^N K_{ij} \cdot (P_c^j - P_o^j) \quad (2)$$

Зокрема:

$V_c^i V_c^i$ : контрфактична доза для  $i$ -го найменування ліків.

$V_o^i V_o^i$ : спостережувана доза для  $ii$ -го найменування ліків (відома з прогнозування).

$K_{ij} K_{ij}$ : вплив зміни дози  $ii$ -го найменування ліків на дозу  $jj$ -го найменування ліків (перехресна еластичність відома з DML).

$P_c^j P_c^j$ : контрфактична доза  $jj$ -го найменування ліків (відомо з прогнозування).

$P_o^j P_o^j$ : спостережувана доза  $jj$ -го найменування ліків (відомо з прогнозування).

Попередні аналітичні вирази (1, 2) можна підключити до будь-якої цільової функції, такої як результат лікування, і оптимізувати його відносно гіпотетичних доз.

Крім того, можна накласти обмеження на задачу оптимізації, змінюючи можливу область, у якій оцінюються контрфактичні дози. Спеціальні політики, правила та бізнес-правила можна використовувати як обмеження оптимізації. Запропонована структура забезпечує гнучкість для будь-якого типу та кількості обмежень. Також було виведено популярні цільові функції для покращення протоколу та загального ефекту лікування.

В результаті можна сформулювати проблему наступним чином:

Цільова функція  $f(P_c) f(P_c)$ :

$$- \left( (P_c - C)^T \cdot (V_o + K \cdot (P_c - P_o)) \right) \quad (3)$$

Потрібно переконатися, що можливий діапазон враховуватиме лише позитивні порівняльні значення. Цього можна досягти за допомогою лінійного обмеження

$$-V_o + K \cdot P_o \leq A \cdot X \leq Inf, \quad (4)$$

де:

$A = K$ ;

$X = P_c$ .

Межі дозволяють оцінити цільову функцію лише в заданому діапазоні вхідних змінних.

У досліджуваному випадку бажано, щоб можливий діапазон описувався мінімальною та максимальною дозою ліків.

Застосування такого периметра дозволяє уникнути раптових і дуже різних доз за короткий проміжок часу, якщо оптимальна доза занадто відрізняється від тієї, що використовується на даний момент.

За допомогою метода "SLSQP" пакету "scipy" знайдено набір гіпотетичних доз ліків, які максимізують загальний ефект лікування (message: Optimization terminated successfully; success: True; status: 0;

fun: - 116.07915198765168; x: [ 9.960e+00 5.374e+00]; nit: 4; jac: [-2.335e+00 6.750e-14]; nfev: 4; njev: 4). Можна спостерігати допустиму область і знайдений функціонал пошуку мінімуму.

На рис. 1 зображено цільову функцію по відношенню до гіпотетичних доз двох ліків.

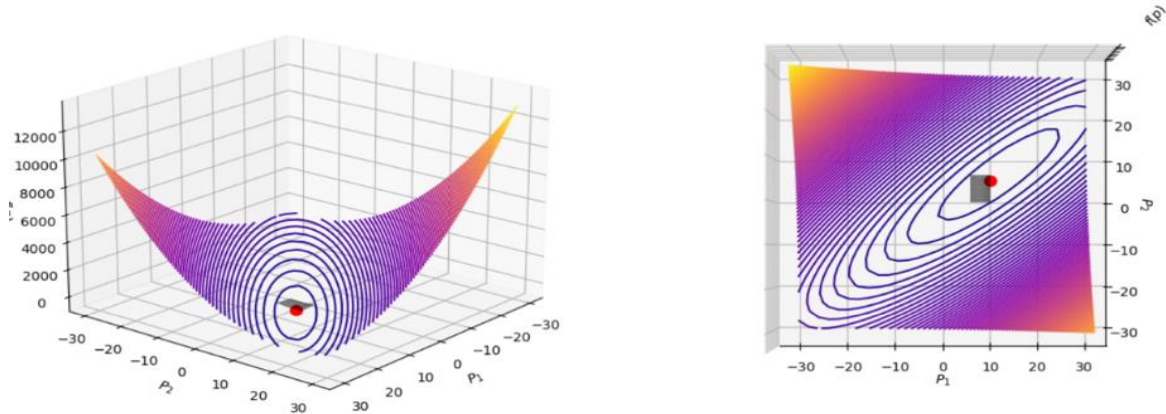


Рис. 1. Цільова функція

Тривимірний графік цільової функції можливий лише при розгляді двох ліків, по одному для кожної осі.

При генерації більше двох ліків, наступний графік неможливий.

Дослідженні числові данні зведені в таблиці для порівняння очікуваних та контрфактичних доз ліків і загального ефекту лікування.

В результаті порівняні очікуваний та контрфактичний загальний ефект лікування, який збільшився більше ніж на 20%.

Висновок. Запропонована нова модель штучного інтелекту у експерименті із динамічним призначенням медичних препаратів пацієнтам забезпечила збільшення загального ефекту лікування більше ніж на двадцять відсотків.

#### Список використаних джерел:

1. Kryvenko, S. et al. IEEE/UL Standard for Clinical Internet of Things (IoT) Data and Device Interoperability with TIPPSS--Trust, Identity, Privacy, Protection, Safety, and Security // *IEEE Std 2933-2024/UL 2933:2024*. 2024. P. 1–274. doi: 10.1109/IEEESTD.2024.10697446.
2. Кирсанов О. О., Кривенко С. А. Конструювання ознак для застосування навчання машин при обробці клінічних даних // *Infocommunication Technologies and Electronic Engineering = Інфокомунікаційні технології та електронна інженерія*. – 2024. – Vol. 4, № 2. – P. 162–171. doi.org/10.23939/ict2024.02.162
3. Flunkert, V., Salinas, D. and Gasthaus, J. DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks // *International Journal of Forecasting*. 2019. Vol. 35(4), pp. 1091-1105. doi: 10.1016/j.ijforecast.2019.05.011.