

УДК 004.89

Использование интерпретируемых алгоритмов машинного обучения для моделирования динамики заболеваемости во время эпидемии

Сеничев С.Д. (Университет ИТМО)

Научный руководитель – кандидат физико-математических наук, доцент ФЦТ

Леоненко В.Н. (Университет ИТМО)

Введение. В современных исследованиях в области моделирования эпидемий и динамики заболеваемости все больше применяются модели машинного обучения. Определённый прогресс уже достигнут, однако аспекты интерпретации этих моделей и их предсказуемость требуют дополнительного изучения. Интерпретация моделей является критически важной, ведь в таком случае могут быть приняты решения высокого уровня для смягчения ситуации в реальной жизни. Результаты обзора литературы подчёркивают значимость XAI (Explainable Artificial Intelligence) [1] и использования математических моделей для обеспечения надёжности и предсказуемости поведения моделей.

Основная часть. Большой проблемой использования сложных моделей машинного обучения в эпидемиологии является затруднённая интерпретация результатов. Глубокие нейронные сети популярны благодаря способности находить сложные и нелинейные зависимости, но комплексность данных алгоритмов создаёт преграды для анализа результатов модели. Моделирование динамики заболеваемости в период эпидемий может способствовать принятию превентивных мер для уменьшения последствий и сохранения здоровья и жизней людей. Однако для этого необходимо выяснить, какие факторы влияют на уровень заболеваемости, что осложняется при использовании моделей глубокого обучения и нейронных сетей.

В предлагаемой работе основное внимание уделяется использованию методов объяснимого искусственного интеллекта (XAI) и машинного обучения, в частности, моделям PINN (Physics-informed neural networks), ARIMA и CatBoost. Модель PINN опирается на математическую модель SIRD для моделирования, что обеспечивает их интерпретируемость. CatBoost, в свою очередь, является алгоритмом градиентного бустинга, основанным на Деревьях Решений. Данный алгоритм является интерпретируемым благодаря своей архитектуре, более того, при использовании алгоритма SHAP можно получить детальный разбор влияния каждого признака на результат. Предлагается рассмотреть данные вне официальной статистики по вирусу, например, историческую популярность поисковых запросов, которые также отражают социальный сентимент и могут дополнить знание моделей. Цель исследования заключается в предложении оптимальных решений для улучшения предсказательной способности моделей. Применение XAI в данном контексте позволяет не только повысить точность предсказаний, но и обеспечить понимание принятых моделью решений.

В ходе работы были разработаны оригинальные методы исследования, направленные на эффективное применение интерпретируемых моделей машинного обучения. Эти методы представляют собой подходы к улучшению понимания работы моделей и повышению их предсказательной силы.

Выводы. Результаты исследования обеспечивают практическую значимость для области применения интерпретируемых моделей. Предложенные методы исследования могут быть использованы для улучшения качества предсказаний в различных областях, где применяются подобные модели.

Список использованных источников:

1. Arrieta A.B. et al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI //Information fusion. – 2020. – Т. 58. – С. 82-115.
2. Raissi M., Perdikaris P., Karniadakis G. E. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations //Journal of Computational physics. – 2019. – Т. 378. – С. 686-707
3. Prokhorenkova L. et al. CatBoost: unbiased boosting with categorical features //Advances in neural information processing systems. – 2018. – Т. 31.
4. Lundberg S.M., Lee S.I. A unified approach to interpreting model predictions //Advances in neural information processing systems. – 2017. – Т. 30.