

АНАЛІЗ МЕТААСАМБЛЕВИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ МЕДИЧНИХ ДІАГНОЗІВ

ANALYSIS OF META-ENSEMBLE ALGORITHMS FOR MEDICAL DIAGNOSIS CLASSIFICATION

Метаансамблеві алгоритми займають центральне місце у сучасних підходах до медичної діагностики на основі даних, оскільки вони дозволяють поєднувати прогнози декількох базових моделей з метою підвищення точності, стабільності та узагальнювальної здатності системи. Медичні дані часто характеризуються високою варіативністю, наявністю шуму, дисбалансом класів та суттєвими відмінностями між групами пацієнтів. Тому використання однієї окремої моделі може бути недостатнім для досягнення бажаної точності або для забезпечення надійності при прийнятті рішень у клінічних умовах. Метаансамблеві методи дозволяють компенсувати слабкі сторони окремих алгоритмів, поєднуючи їх сильні сторони в єдиному узгодженому прогнозі.

Ансамблі першого рівня (Random Forest, XGBoost, LightGBM, CatBoost, логістична регресія та інші) створюють різноманіття прогнозів, кожен з яких відображає власні статистичні та структурні властивості моделі. Деревя рішень краще виявляють складні нелінійні залежності, бустингові алгоритми працюють ефективно з табличними даними, а лінійні моделі забезпечують інтерпретованість та контроль над переобученням. Однак навіть найкращий окремих алгоритм залишається обмеженим у своїй здатності коректно узагальнювати всю складність медичних даних. На цьому етапі вступає в дію метарівень – модель, що навчається на прогнозах інших моделей та формує підсумкове рішення на основі їх сукупності [1].

Метаансамблеві моделі (stacking) використовують підхід другого рівня, коли метамодель (наприклад, Logistic Regression, RidgeClassifier або XGBoost) аналізує вектор прогнозів базових класифікаторів і визначає оптимальний спосіб їх комбінування. По суті, метамодель вчиться на тому, у які моменти й за яких умов певний алгоритм дає точніший результат, а коли інший – корисніший. Це створює адаптивний механізм, який зменшує випадкові помилки окремих моделей і покращує загальний підсумковий прогноз.

Дослідження показують, що метаансамблеві алгоритми часто перевершують окремі бінарні або бустингові моделі на 3–12% за ключовими метриками якості (F1-score, ROC-AUC), що є суттєвим покращенням у контексті медичної практики. Крім того, вони дозволяють сформулювати більш надійні системи підтримки клінічних рішень, здатні аналізувати складні патерни та різноманітні особливості пацієнтів [2].

Використання таких підходів у медичній класифікації відкриває можливості створення інтелектуальних діагностичних систем, здатних підсилити клінічну аналітику та сприяти більш ранньому, точному та надійному виявленню критичних станів пацієнтів.

Література

1. Ivanov, O. P., Petrenko, S. M. (2025). Методи машинного навчання у медицині: від аналізу даних до прогнозування захворювань. – К.: Наукова думка. – 312 с.
2. Kim, J., Lee, H. (2024). Ensemble and Meta-Ensemble Methods in Machine Learning: Theory and Practice. – New York: Springer. – 256 p.