УДК 621.326
Костецький О. – гр. СП-42
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

ЗАСТОСУВАННЯ АРХІТЕКТУР НА ОСНОВІ МЕХАНІЗМУ САМОУВАГИ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Науковий керівник: к.ф.-м. н., доцент Цебрій О.Р.

Kostetskyi O.
Ternopil Ivan Puluj National Technical University

USING ARCHITECTURES BASED ON THE SELF-ATTENTION MECHANISM FOR TIME SERIES FORECASTING

Supervisor: PhD in Physics and Mathematics, Associate Professor Tsebrii O.R.

Ключові слова: часові ряди, машинне навчання, механізм самоуваги
Keywords: time series, machine learning, self-attention mechanism

Прогнозування часових рядів є критично важливою задачею у багатьох сучасних системах, від аналізу фінансових ринків та планування попиту до обробки телеметричних даних з IoT-сенсорів. Традиційні підходи до аналізу таких даних зазвичай спираються на статистичні моделі, такі як ARIMA, або класичні алгоритми машинного навчання. Хоча ці методи є ефективними для відносно простих або стаціонарних послідовностей, вони часто не здатні вловити складні нелінійні залежності та багатовимірні взаємодії у великих масивах даних.

Еволюція методів глибокого навчання призвела до широкого використання рекурентних нейронних мереж (RNN), зокрема архітектур LSTM та GRU, які тривалий час були стандартом для роботи з послідовними даними. Вони вирішують проблему збереження контексту на коротких дистанціях, проте їхня послідовна природа створює суттєві обмеження. Обробка даних крок за кроком ускладнює розпаралелювання обчислень, а при роботі з довгими часовими вікнами моделі стикаються з проблемою втрати інформації та затухання градієнта.

Сучасним підходом, що дозволяє обійти ці обмеження, є використання архітектури Transformer, яка нині активно адаптується для задач аналізу часових рядів. Головною інновацією трансформерів є відмова від рекурентних зв’язків на користь механізму самоуваги (Self-Attention), який вперше був запропонований для задач обробки природної мови [1]. Цей механізм дозволяє моделі обчислювати залежності між усіма елементами часового ряду одночасно, визначаючи ступінь важливості кожного історичного спостереження для прогнозування майбутніх значень.

Оскільки механізм уваги не враховує порядок елементів, для збереження інформації про часову послідовність застосовується позиційне кодування (Positional Encoding). Крім того, пряме застосування класичного трансформера до довгих часових рядів обмежене його квадратичною обчислювальною складністю. Тому сучасні дослідження зосереджені на спеціалізованих модифікаціях (наприклад, архітектура Informer та її механізм ProbSparse Attention), які дозволяють знизити складність і ефективно прогнозувати надзвичайно довгі послідовності [2].

Широкий спектр експериментальних досліджень та комплексних оглядів підтверджує, що моделі на базі Transformer перевершують класичні рекурентні мережі

за точністю багатокрокового прогнозування [3]. Використання багатошарової уваги (Multi-Head Attention) дає змогу моделі паралельно вивчати різні типи закономірностей: одні шари можуть фокусуватися на короткострокових флуктуаціях, тоді як інші виявляють довгострокові сезонні тренди.

Таким чином, перехід від послідовного аналізу часових рядів до паралельної обробки на основі архітектури Transformer відкриває нові можливості для побудови високоточних та масштабованих систем прогнозування. Подальший розвиток цього напрямку пов'язаний з оптимізацією архітектури під специфіку неперервних числових даних та розробкою гібридних рішень, що поєднують здатність трансформерів до виявлення глобальних залежностей з ефективністю традиційних методів фільтрації шуму.

Література:

1. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. Advances in Neural Information Processing Systems, 30, 5998-6008.
2. Zhou, H., Zhang, S., Peng, J., Zhang, S., Li, J., Xiong, H., & Zhang, W. (2021). Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 35(12), 11106-11115.
3. Wen, Q., Zhou, T., Zhang, C., Chen, W., Ma, Z., Yan, J., & Sun, L. (2022). Transformers in time series: A survey. International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 3778-3786.