

СОВРЕМЕННЫЕ ПОДХОДЫ К МОДЕЛИРОВАНИЮ ДЕНЕЖНЫХ ПОТОКОВ ОТ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ К СЦЕНАРНОМУ АНАЛИЗУ

В.Ю. Никулин

Научный руководитель А.Г. Окунева

Самарский национальный исследовательский университет им. ак. С.П. Королева

Прогнозирование динамики денежных потоков в современной экономике сталкивается с проблемой нестационарности данных. Традиционные статистические модели перестают давать адекватный результат, так как средние значения и дисперсия финансовых рядов постоянно смещаются под давлением макроэкономических шоков и регуляторных изменений. В данной работе рассматривается переход к гибридным архитектурам, которые сочетают математическую строгость классических алгоритмов и гибкость глубокого обучения.

Эффективная обработка сложного сигнала начинается с его аддитивной декомпозиции. Метод локального среднего разложения (LMD) позволяет выделить из исходного ряда набор функций-произведений (PF), каждая из которых отвечает за определенный частотный диапазон — от высокочастотного шума до долгосрочных бизнес-циклов. Математически процесс извлечения компонент представляется следующим образом [1]:

$$(1) x(t) = \sum PF_k(t) + u(t),$$

где $PF_k(t)$ обозначает k -тую компоненту разложения, а $u(t)$ фиксирует остаточный тренд. Применение принципа «разделяй и властвуй» позволяет задействовать классический аппарат ARIMA для работы с линейными составляющими, в то время как нейронные сети концентрируются на аппроксимации сложных нелинейных остатков.

В области архитектур нейронных сетей актуальным технологическим стеком становится iTransformer (Inverted Transformer). Его ключевое отличие от стандартных решений заключается в инверсии механизма внимания: токенизируются не временные отсчеты, а целостные временные ряды отдельных переменных. Это критично для финансового анализа, так как позволяет выявлять многомерные корреляции между такими показателями, как чистый поток, налоги и инфляция. Механизм внимания описывается функцией [2]:

$$(2) \text{Attention}(Q, K, V) = \text{Softmax}(QK^T / \sqrt{d_k})V.$$

В данной конфигурации запросы (Q) и ключи (K) оперируют векторами признаков переменных, что минимизирует проблему потери долгосрочных зависимостей. Согласно результатам тестов, инвертированная логика снижает ошибку MSE на 15–30% относительно базовых трансформеров.

Для решения проблемы пропусков в данных, вызванных техническими сбоями или неторговыми периодами, целесообразно использовать вероятностную импутацию на основе диффузионных моделей (CSDI) [3]. В отличие от детерминированных методов (например, линейной

интерполяции), CSDI генерирует сценарии заполнения, которые сохраняют статистическую структуру и волатильность исходного распределения. Обучение на таких данных позволяет избежать эффекта «искусственного сглаживания», искажающего оценку рисков.

Стабильность модели при резких изменениях рыночного масштаба обеспечивает слой обратимой нормализации RevIN [4]. Он адаптирует каждое окно данных индивидуально, удаляя информацию о текущем масштабе цен перед обработкой и возвращая её на выходе. Практические тесты показывают, что без использования RevIN ошибка прогнозирования на нестационарных рядах возрастает в среднем на 30%.

Заключительным инструментом в предлагаемом подходе выступает контрфактический анализ (ForecastCF). Он переводит задачу из области пассивного предсказания в плоскость принятия управленческих решений. Оптимизационная задача поиска минимального изменения параметров для достижения целевого коридора описывается уравнением [5]:

$$(3) L = v \odot (\|f(x) - \alpha\| + \|\beta - f(x^*)\|)^*,$$

где вектор v активирует функцию потерь при выходе прогноза за границы α и β . Это дает возможность формировать конкретные рекомендации: например, как именно коррекция дебиторской задолженности в текущем периоде повлияет на ликвидность в будущем.

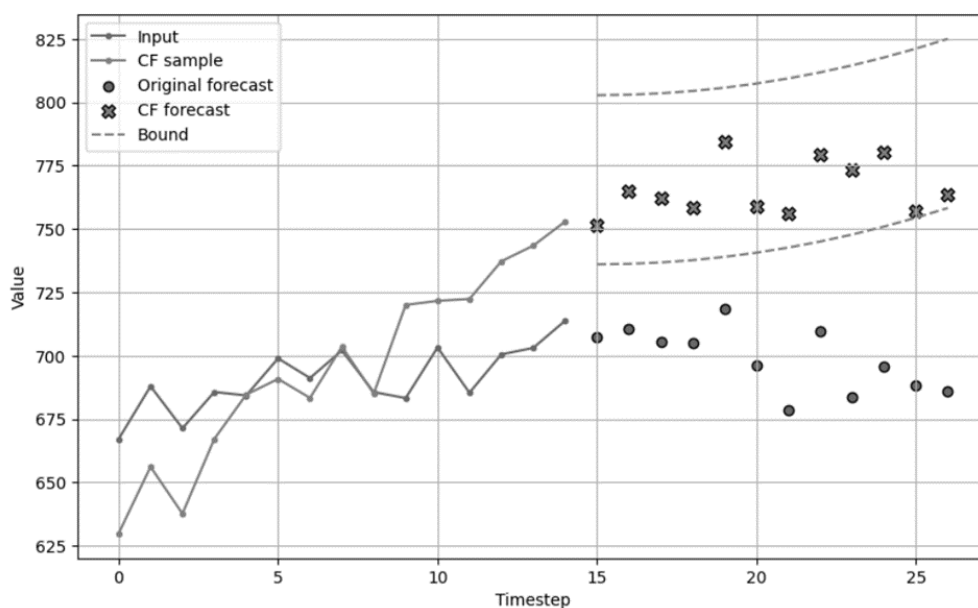


Рисунок 1 – Пример формирования контрфактического сценария развития финансового потока.

Предложенная комбинация методов (iTransformer, CSDI, RevIN и ForecastCF) формирует современную комплексную теоретическую и инструментальную базу, отвечающую на текущие проблемы. Такой подход обеспечивает не только высокую точность вычислений, но и прозрачность интерпретации результатов, необходимую для стратегического финансового планирования.

Список использованных источников

1. Dong, Z. A Novel Hybrid Model for Financial Forecasting Based on CEEMDAN-SE and ARIMA-CNN-LSTM // Mathematics. – 2024. – Vol. 12, Issue 16.
2. Liu, Y. iTransformer: Inverted Transformers Are Effective for Time Series Forecasting // ArXiv. – 2023.
3. Tashiro, Y. CSDI: Conditional Score-based Diffusion Models for Probabilistic Time Series Imputation // ArXiv. – 2021.
4. Qi, S. FinCast: A Foundation Model for Financial Time-Series Forecasting // ArXiv. – 2025.
5. Wang, Z. Counterfactual Explanations for Time Series Forecasting // ArXiv. – 2023.

ГЛОБАЛЬНЫЙ РЫНОК АВТОМОБИЛЕЙ БАЛАНС МЕЖДУ ПРОИЗВОДСТВЕННЫМИ ВОЗМОЖНОСТЯМИ И СОЦИАЛЬНЫМИ ТРЕБОВАНИЯМИ

В.А. Родина, Е.В. Тырина, И.В. Усольцева

Научный руководитель А.Г. Окунева

Самарский национальный исследовательский университет им. ак. С.П. Королева

Автомобильный рынок один из крупнейших и усиленно развивающихся секторов мировой экономики, выступает локомотивом для смежных отраслей и переживает трансформацию в связи с изменениями в современном мире. Актуальность темы исследования обусловлена необходимостью пересмотра подхода, возможностей и данных Российского автомобилестроения в целях увеличения объема влияния на глобальном рынке и расширения экспорта на основе исследования глобального мирового рынка.

Мировая автомобильная отрасль переживает глубокую перестройку из-за технологических, экономических и геополитических факторов, создавая новые возможности и риски. Основные проблемы и вызовы современного автомобильного рынка перечислены в таблице 1. Геополитика и санкции стимулируют регионализацию цепочек поставок и локализацию производства; США и Европа, например, активно субсидируют местные заводы по производству аккумуляторов для снижения зависимости от Азии [1].