

ВЛИЯНИЕ ПЕРЕОБУЧЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА НА ПОКАЗАТЕЛИ UNIT-ЭКОНОМИКИ ПРЕДПРИЯТИЯ

Муратова Алина Владиславовна¹,
бакалавр

Научный руководитель: канд. физ.-мат. наук Галимзянова Ксения Наилевна¹,
¹ФГБОУ ВО «Владивостокский государственный университет»
г. Владивосток, Россия

В условиях цифровизации ритейла точность прогнозных моделей становится фундаментом финансовой устойчивости предприятия. В данной статье анализируется деструктивное влияние феномена переобучения на ключевые метрики unit-экономики, такие как LTV и САС. Рассматривается механика трансформации алгоритмического шума в реальные финансовые потери через затоваривание складов и необоснованное завышение показателей пожизненной ценности клиента. На основе имитационного моделирования на языке Python количественно подтверждена деградация маржинальности при использовании переобученных алгоритмов. Предложен комплексный подход к верификации моделей, основанный на синергии математической статистики и бизнес-аналитики для минимизации операционных рисков и заморозки оборотного капитала.

Ключевые слова: нейронные сети, переобучение, компромисс смещения и дисперсии, прогнозирование спроса, unit-экономика, LTV (пожизненная ценность клиента), САС (стоимость привлечения клиента), управление запасами, затоваривание, имитационное моделирование, цифровая трансформация ритейла.

THE IMPACT OF RETRAINING NEURAL NETWORK MODELS FOR DEMAND FORECASTING ON THE INDICATORS OF AN ENTERPRISE'S UNIT ECONOMICS

In modern conditions of rapid digitalization of retail, the accuracy of predictive models is becoming the foundation of the financial stability of the enterprise. This article analyzes the destructive effect of the phenomenon of overfitting on key metrics of the unit economy. The mechanics of the transformation of algorithmic «noise» into real financial losses through warehouse overstocking and distortion of the customer's lifetime value (LTV) indicators are considered. A comprehensive approach to model verification is proposed, based on the synergy of mathematical statistics and business intelligence to minimize operational risks.

Keywords: neural networks, retraining, demand forecasting, unit economics, LTV, САС, inventory management, business informatics, and digital transformation.

Феномен переобучения основывается на нарушении баланса между адаптивностью модели и её прогностической силой, что в теории машинного обучения описывается как компромисс смещения и дисперсии. Когда архитектурная сложность нейронной сети (количество параметров) превышает объем и качество обучающей выборки, алгоритм начинает минимизировать эмпирический риск, заучивая индивидуальные отклонения данных. С точки зрения математической статистики, переобученная модель вместо выделения долгосрочного тренда аппроксимирует случайные колебания, что приводит к недостоверным прогнозам при малейшем изменении рыночного контекста. Наличие множества внешних факторов (погода, курсы валют, маркетинговая активность конкурентов) может создавать ложные корреляции, которые модель принимает за истинные зависимости.

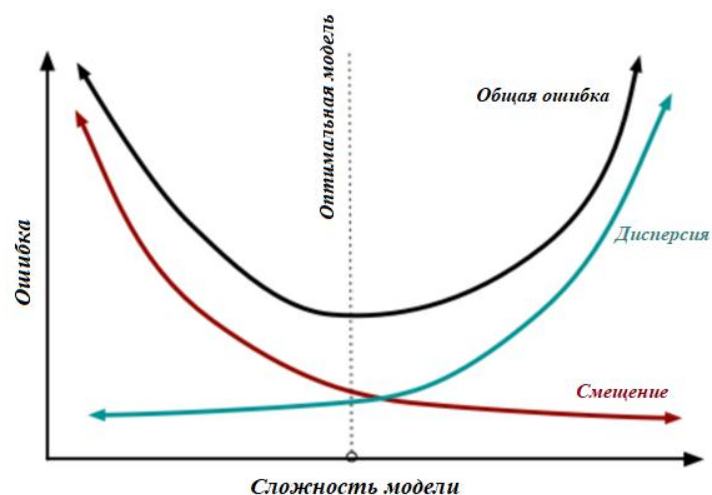


Рис.1. – График компромисса смещения и дисперсии

Представленная на рисунке 1 зависимость наглядно демонстрирует U-образную зависимость совокупной ошибки от сложности алгоритма. Переход в область высокой дисперсии свидетельствует о деградации обобщающей способности нейросети, когда рыночный шум ошибочно интерпретируется как сигнал к росту спроса. В операционной деятельности предприятия данный математический сдвиг трансформируется в системные ошибки планирования, приводя к необоснованному затовариванию складов и заморозке оборотного капитала из-за неадекватных прогнозов.

Теоретический компромисс между смещением и дисперсией имеет прямое проекционное влияние на финансовую результативность предприятия. В прикладном аспекте высокая дисперсия переобученной модели перестает быть чисто математической проблемой и трансформируется в фундаментальный риск деформации целевых бизнес-показателей. Для количественной оценки этого влияния необходимо обратиться к аналитическому фреймворку unit-экономики, который позволяет декомпозировать совокупную прибыль до уровня отдельного транзакционного «юнита» и наглядно продемонстрировать разрушение маржинальности через нарушение баланса ключевых переменных.

Фундаментальное соотношение между пожизненной ценностью клиента (LTV) и стоимостью его привлечения (CAC), представленное на рис. 2, служит индикатором масштабируемости и устойчивости бизнес-модели. В норме данный индекс должен превышать пороговое значение 3,0. Однако при воздействии эффекта переобучения обе переменные уравнения подвергаются искажению. Алгоритмическая ошибка ведет к тому, что числитель (LTV) необоснованно завышается из-за экстраполяции случайных пиков потребления, а знаменатель (CAC) бесконтрольно растет вследствие неэффективного таргетирования на основе ложных корреляций.

$$\text{UNIT-экономика} = \frac{LTV}{CAC}$$

Переобучение моделей ведет к деградации unit-экономики по двум сценариям. Ложная идентификация случайных паттернов как признаков лояльности искажает показатель LTV, заставляя менеджмент опираться на несуществующий клиентский капитал. Параллельно масштабирование рекламы на основе стохастических искаженных прогнозов нейросети неизбежно повышает CAC из-за охвата нерелевантной аудитории. Таким образом, избыточность параметров сети трансформируется в нецелевое расходование бюджета, что требует верификации прогнозов через практическое моделирование.

Для подтверждения теоретических положений о влиянии дисперсии на экономическую устойчивость предприятия было проведено имитационное моделирование на языке Python. С помощью алгоритма воспроизведен типичный рыночный цикл (30 дней) с наложением стохастических колебаний спроса. Целью эксперимента являлось количественное сравнение двух стратегий прогнозирования: аппроксимации долгосрочного тренда (оптимальная модель) и попытки учета каждого рыночного колебания (переобученная модель). Моделирование проводилось на примере реализации потребительской электроники со следующими исходными параметрами: себестоимость 5 000 руб., цена реализации 10 000 руб., маржинальный доход 5 000 руб. на единицу товара. Результаты сравнения стратегий и их влияние на точность управления запасами представлены на рисунке 2.

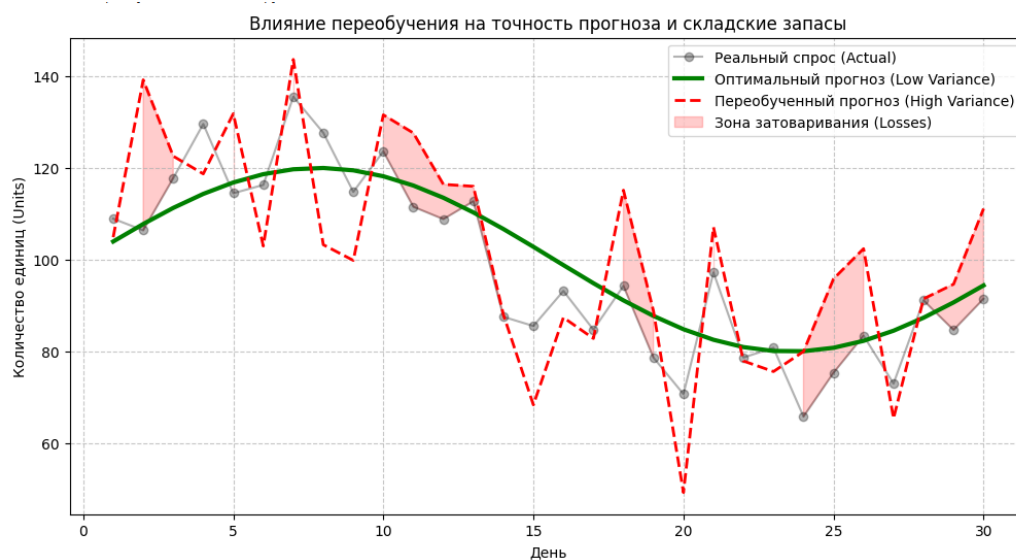


Рис. 2. – Сравнительный анализ точности прогнозирования и динамики складских запасов в условиях стохастического спроса

На рисунке 2 наглядно видна область финансовых потерь (выделена красным цветом), возникающая в моменты, когда переобученная модель принимает случайный рыночный шум за сигнал к росту. В данные периоды прогноз (красный пунктир) значительно превышает реальный спрос, что приводит к закупке избыточного объема товара. Количественный анализ результатов имитационного моделирования за 30-дневный цикл подтверждает прямую зависимость между математическим переобучением и деградацией маржинальности бизнеса. В сценарии с переобученной моделью суммарный объем затоваривания составил 197 единиц, что обеспечило итоговую прибыль в размере 14,17 млн руб. В то же время оптимальная модель продемонстрировала более высокую точность управления стоком: объем излишков сократился до 138 единиц, а прибыль возросла до 14,25 млн руб. Таким образом, чистые потери от алгоритмической ошибки за рассматриваемый период составили 74,2 тыс. руб. Несмотря на относительно малую долю в общем обороте, экстраполяция данных убытков на масштаб всей ассортиментной матрицы выявляет критический риск для общей рентабельности продаж и эффективности использования оборотного капитала.

Для стабилизации показателей unit-экономики необходимо ограничить архитектурную сложность нейросетей, предотвращая заучивание стохастических шумов. Приоритет следует отдавать моделям с низкой дисперсией, способным аппроксимировать устойчивые тренды. Операционное управление должно исключать масштабирование маркетинга на базе прогнозов с высокой дисперсией во избежание роста САС. Интеграция бизнес-аналитики в валидацию позволит отсеивать ложные корреляции через проверку логической связи с экзогенными

факторами. Внедрение мониторинга «зон потерь» обеспечит своевременную идентификацию деградации точности, минимизируя риски затоваривания и заморозки оборотного капитала.

Исследование подтвердило, что переобучение нейросетей трансформируется из математической ошибки в риск деформации ключевых метрик: LTV и САС. Имитационное моделирование на Python выявило прямую связь между алгоритмической избыточностью и финансовыми потерями: использование переобученной модели привело к росту неликвидных запасов на 42,7% и чистым убыткам в размере 74,2 тыс. руб. за цикл. В масштабах предприятия подобные ошибки критически снижают рентабельность. Итогом работы стал предложенный метод многоуровневой верификации моделей на стыке статистики и бизнес-экспертизы, обеспечивающий устойчивость предиктивной аналитики в условиях рыночной волатильности.

Список используемых источников:

1. «О сложности моделей и данных в задачах обучения нейросетевых моделей», Грабовой А. В., Математические методы распознавания образов: тезисы докладов 22-й Всероссийской конференции с международным участием, Муром. МАКС Пресс, 2025. С. 112–114. (дата обращения: 25.03.2026)
2. «Разработка интеллектуальной системы прогнозирования потребительского спроса с помощью нейронной сети», Логутов И. П., Глотова М. И., Шаг в науку, 2025. № 4. С. 31–36. (дата обращения: 25.03.2026)
3. «Unit-экономика как показатель эффективности бизнеса», Набиуллин А. С., Зарипова Р. С., Наука Красноярья. 2020. Т. 9, № 3-3., С. 85–89 (дата обращения: 25.03.2026)
4. «Прогнозирование покупательского спроса: этапы и методы прогнозирования», Иванова Н. М., Копылова Д. С., Отт С. А., Социально-экономические и гуманитарные науки: сборник статей Международной научной конференции, Санкт-Петербург, 2023. ГНИИ «Нацразвитие», 2023. С. 36–38. (дата обращения: 27.03.2026)
5. «Проблема переобучения нейронных сетей. Способы устранения переобучения», Бадика Е. М., Марченков З. В., Инновационные идеи молодых исследователей: сборник научных статей по материалам VI Международной научно-практической конференции, Уфа, 2021. Вестник науки, С. 236–243. (дата обращения: 27.03.2026)
6. Компромисс смещения и дисперсии в машинном обучении, [Электронный ресурс URL: <https://habr.com/ru/companies/otus/articles/773102/>], (дата обращения: 27.03.2026)