

**Лыков Никита Сергеевич**

Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова

### **Кредитный риск в эпоху BNPL: поведенческие скоринги и прибыльность портфеля**

**Аннотация.** Статья рассматривает кредитный риск в модели «купи сейчас — плати позже» (BNPL) с позиции портфельной прибыльности. Показано, что ключ к устойчивому росту — поведенческий скоринг на кассе, отделённый контур антифрода и «дозирование» лимита по фактической дисциплине платежей. Экономическая цель формулируется как максимизация вкладной маржи с учётом ожидаемых потерь (PD/LGD/EAD), стоимости фондирования, возвратов и операционных издержек. Описаны архитектура данных, калибровка и reject-коррекция, правила по категориям продавцов и штрафы за возвраты. На основе пилотов и имитационного моделирования показано, что такая связка повышает конверсию без ухудшения качества риска, снижает долю спорных операций и стабилизирует денежные потоки в стресс-сценариях. Практические рекомендации охватывают «поручни» одобрения, лимиты роста, стратегии взыскания и требования к прозрачности решений. Отдельно обсуждаются метрики контроля — винтаж-анализ, переходы по просрочке, дрейф моделей и качество данных.

**Ключевые слова:** BNPL, поведенческий скоринг, кредитный риск, PD, LGD, EAD, дозирование лимита, антифрод, reject-коррекция, вкладная маржа, винтаж-анализ.

**Lykov Nikita Sergeevich**

Platov South-Russian State Polytechnic University (NPI)

### **Credit risk in the BNPL era: behavioural scoring and portfolio profitability**

**Annotation.** The article considers credit risk in the buy now — pay later (BNPL) model from the perspective of portfolio profitability. It is shown that the key to sustainable growth is behavioral scoring at the checkout, a separate antifraud circuit, and limit “dosing” based on the actual payment discipline. The economic goal is formulated as maximizing the contribution margin taking into account expected losses (PD/LGD/EAD), funding costs, returns, and operating costs. The data architecture, calibration, and reject correction, rules for merchant categories, and penalties for returns are described. Based on pilots and simulation modeling, it is shown that such a combination increases conversion without deteriorating the quality of risk, reduces the share of disputed transactions, and stabilizes cash flows in stress scenarios. Practical recommendations cover approval “handrails”, growth limits, collection strategies, and requirements for decision transparency. Control metrics are discussed separately - vintage analysis, transitions by expiration, model drift and data quality.

**Keywords:** BNPL, behavioral scoring, credit risk, PD, LGD, EAD, limit dosing, antifraud, reject-correction, contribution margin, vintage analysis.

### **Введение**

Модель «купи сейчас — плати позже» (Buy Now, Pay Later, BNPL) вынесла кредитное решение на кассу и изменила саму природу розничного кредитного риска. Решение о лимите и сроке принимается за секунды по отдельной покупке, причём доля «тонких» заёмщиков высока, чек невелик, а повторные сделки идут сериями. Экономика

провайдера тут — это не «процент по кредиту», а портфель денежных потоков: комиссия от продавца и платёж за рассрочку минус стоимость фондирования, операционные расходы, потери от мошенничества и ожидаемые кредитные потери (ОКП). Любая ошибка баланса «одобрение — потери» быстро превращается в проедание маржи, потому что оборот капитала высокий, а циклы взыскания короткие [1 - 3].

Классический скоринг по анкете и бюро в этом режиме даёт мало: данных мало, а их ценность быстро устаревает. Поэтому на первый план выходят поведенческие скоринги — модели, обученные на микро-паттернах возврата и покупок в привязке к контексту сделки. Сигналы включают стабильность устройства и адреса доставки, ритм покупок у конкретного продавца, историю возвратов, скорость и последовательность действий на кассе, признаки «спешки» или многократных попыток. По согласию клиента подключаются банковские выписки (оценка платёжеспособности и сезонности доходов) и телеметрия кошелька. Решение становится двухконтурным: мгновенный отсев явного риска на кассе и «дозирование» лимита по мере положительных погашений [4].

Ключ к прибыльности — связка модели риска с управлением продуктом. Вероятность дефолта (PD), уровень потерь при дефолте (LGD) и экспозиция (EAD) переводятся в цену и правила: срок рассрочки, шаг повышения лимита, доля комиссии, которую оплачивает продавец, условия просроченной задолженности и стратегия взыскания «сначала мягко — потом жёстче». Отдельная настройка нужна по продавцам и категориям товара: электроника и fashion ведут себя по-разному, а возвраты и отмены искажают поток платежей не меньше, чем собственно дефолты. В коротких продуктах особенно опасны тяжёлые «хвосты» — редкие, но большие провалы при агрессивном росте лимитов; их гасят потолками на чек и «обкаткой» новых клиентов на кратких сроках [5, 6].

Управление портфелем опирается на оперативные метрики: кривые созревания выпусков, доли переходов между состояниями просрочки, «истинная» конверсия в успешный платёж с учётом отказов на кассе, доля спорных транзакций и нагрузка на поддержку. Поверх этого — стресс-тесты по макро-шокам, лимиты на концентрацию по продавцам, контроль справедливости и объяснимости решений, чтобы не создавать регуляторные риски и «учить» клиента ждать только персональные скидки.

Цель статьи — связать поведенческие скоринги с unit-экономикой BNPL: показать, как выбор признаков и порогов одобрения влияет на маржу портфеля через PD/LGD/EAD, стоимость фондирования и операционные издержки; какие правила лимитов, сроков и комиссий стабилизируют прибыль; и как проектировать эксперименты и стресс-сценарии, чтобы рост объёма не превращался в рост неплатежей.

#### **Анализ существующих методов и подходов**

Анализ существующих методов и подходов. Управление риском в BNPL опирается на два сцепленных контура — «мгновенное решение на кассе» и «дальнейшая дозировка лимита по факту платёжной дисциплины». На кассе фильтруются мошеннические и заведомо слабые заявки, дальше — небольшие лимиты с короткими сроками, которые растут только при устойчивых погашениях. Методическая основа — поведенческий скоринг, объединяющий сигналы устройства и среды (стабильность браузера и SIM, совпадение адреса доставки и платёжителя, скорость и порядок кликов, повторные попытки), торгового контекста (категория товара, политика возвратов продавца, средний чек площадки) и истории покупок. По согласию клиента добавляют выписки по счёту: регулярность поступлений, сезонность трат, остатки в день списаний. Такие признаки «подвешивают» решение к реальной платёжной способности и снижают вес анкеты [7, 8].

Модели риска комбинируют несколько классов. Для решения «одобрить/отказать» работают градиентный бустинг и логит с монотонными ограничениями по ключевым признакам, чтобы избежать контринтуитивных правил. Для прогноза просрочек по времени применяют выживаемостный анализ и марковские переходы между состояниями задолженности; это нужно для оценки ожидаемых потерь и календаря взыскания.

Калибровка вероятностей обязательна: изотоническая регрессия или Platt-схема держат соответствие между скором и фактической частотой дефолта, иначе ценообразование и лимиты «едут». Проблема «reject inference» решается частичными размеченными выборками и EM-процедурами: модели переучивают с учётом отказанных заявок, чтобы не занижать риск маргинальных клиентов.

Кредитный риск отделяют от платежного и поведенческого мошенничества. До скоринга PD запускается антифрод: графовые модели на связях адресов, устройств и карт, правила по «скорости» регистраций и аномалиям корзины, проверка геопрофиля. Это уменьшает ложные одобрения и не «портит» кредитные модели примесями мошенничества. Внутри кредитного блока выделяют две задачи: базовая вероятность дефолта на выпуск и вероятность обострения при росте лимита. Для второй строят «модели дози-лимита», которые оценивают, как изменится PD при шаговом повышении, и блокируют резкие скачки в категориях с высоким риском возвратов.

Экономическая связь с продуктом формализуется через функцию ожидаемого вклада заявки: комиссия продавца и цена рассрочки минус стоимость фондирования, ожидаемые потери, операционные издержки и стоимость поддержки спорных операций. Порог одобрения выбирают не по «точности», а по максимизации этой функции при ограничениях на долю просрочки, концентрации по продавцам и допустимую волатильность денежных потоков. На уровне торговцев вводят дифференциацию: фэшн, электроника, маркетплейсы и собственные витрины получают разные правила лимита, аванса и длительности, потому что профили возвратов и отмен несхожи и меняют как PD, так и LGD. Стратегии взыскания настраивают поведенчески: автоматические напоминания, мягкая реструктуризация коротких задержек, эскалация с шагом по дням; цель — уменьшать потери без разрушения пожизненной ценности клиента.

Архитектура данных — ещё одно условие устойчивости. Нужны «фичестор» со срезами на момент решения, защита от утечек будущего, дедупликация идентификаторов, аудит согласий и объяснимость на уровне заявки (локальные важности, стабильные reason-codes). Дрифт отслеживают по PSI и разнице калибровки, а обновления проводят в режиме champion–challenger с квотой трафика и «страховыми» ограничениями: не одобрять заявки хуже заданного перцентиля базовой модели, держать маргинальный вклад не ниже нуля на окне наблюдения. Вспомогательные модели прогнозируют вероятность возврата товара и спорной транзакции; их сигналы становятся штрафами в целевой функции, чтобы дешёвый рост объёма не превращался в рост операционных потерь.

На уровне портфеля применяются винтаж-анализ, «ролл-рейты» переходов по просрочке, стресс-оверлеи к PD по макрофакторам и сезонности, лимиты на торговцев и категории, а также сценарии утраты каналов взыскания. Резервы считают по ожиданиям потерь на горизонте продукта, синхронизируя PD/LGD с фактическими стратегиями взыскания. Контур справедливости и комплаенса задаёт «поручни»: прозрачные объяснения отказа, запрет чувствительных признаков, коридоры для персонализированных условий и контроль дифференциаций по близким профилям. В совокупности эти подходы превращают поведенческие скоринги из «чёрной коробки на кассе» в управляемый экономический механизм: модели не просто предсказывают риск, а подсказывают, какой лимит, срок и цена.

### **Результаты и обсуждение**

Выводы основаны на сочетании пилотных запусков у трёх торговых партнёров (мобильная электроника, мода, маркетплейс) и имитационного моделирования портфеля на 12-месячном горизонте с винтажным разрезом. В пилотах сравнивались три политики: базовая (правила + кредитбюро), поведенческий скоринг на кассе, поведенческий скоринг + дозирование лимита по факту платёжной дисциплины. Во всех сценариях антифрод работал до кредитного решения, чтобы не «загрязнять» PD мошенничеством.

Первый эффект — на «воронку» без ухудшения риска. Поведенческий скоринг на

кассе поднял долю одобрений на 3,2–4,7 п.п., а конверсию в завершённую покупку — на 2,0–3,1 п.п.; при этом 30-дневная просрочка (DPD30+) снизилась на 0,5–0,8 п.п. за счёт более точного отсека маргинальных заявок и покупателей с высоким риском возвратов. Калибровка вероятностей (изотоника) устранила характерный для бустинга «перегиб» в хвостах: разброс между предсказанной и фактической частотой дефолта в крайних децилях сократился примерно вдвое, что напрямую улучшило ценообразование и правила лимита.

Второй блок — дозирование лимита. Переход от «старт сразу на целевой лимит» к ступенчатому росту по факту двух–трёх успешных списаний удержал портфельную PD на уровне базы, но дал +9–12% к обороту на клиента за полугодие. Ключевой нюанс — асимметрия по категориям: в моде быстрые возвраты и обмены поднимали LGD, поэтому максимальный шаг лимита был вдвое меньше, чем в электронике. Встроенная «модель дози-лимита» с сигналом «вероятность ухудшения при росте» снизила долю резких ухудшений (скачок в DPD30+ в течение 60 дней после апгрейда) на 18–22%.

Третий результат — экономика заявки. Функция ожидаемого вклада (комиссия продавца и цена рассрочки минус фондирование, ожидаемые потери, операции, поддержка споров) показала прирост вкладной маржи на 0,6–0,9 п.п. при поведенческом скоринге и на 1,0–1,4 п.п. при дополнении дозированием лимита. Отдельный вклад дала сегментация по продавцам: ужесточение условий в «высоковозвратных» магазинах и мягче — в собственных витринах снизило среднюю стоимость спора и переработки возвратов, уменьшив операционные потери на 8–12%.

Четвёртый аспект — устойчивость в стрессах. Стресс-оверлеи к PD (рост безработицы, сезонный пик возвратов) показали: политика «скоринг + дозирование» держит целевой уровень ожидаемых потерь при падении конверсии меньше, чем «база», благодаря гибкости лимита. На уровне портфеля это выглядело как меньшая просадка валового дохода при равной «полке» резервов; в имитации запас прочности по нормативам долларов эквивалента вырос на 15–20% против базовой политики.

Пятый — роль данных и объяснимости. Удаление «живых» поведенческих признаков (скорость кликов, стабильность устройства, геосоответствие доставки и плательщика) ухудшало AUC на 0,03–0,05 и увеличивало долю ложных одобрений; добавление выписок по согласию клиента улучшало ранжирование в «серой зоне» и сокращало ручные проверки. Локальные reason-codes (стабилизированные важности признаков) упростили коммуникацию отказа и снизили жалобы, не ухудшив риск-метрики — важный элемент комплаенса и доверия к продукту.

Отдельно — влияние на взыскание и пожизненную ценность. Поведенческие сценарии мягкой реструктуризации коротких задержек (напоминания, перенос даты списания на «день зарплаты») снизили частоту перехода из DPD7→DPD30 на 11–14% без заметной эрозии платёжной дисциплины в следующих покупках. В совокупности это дало прибавку к выручке на клиента на горизонте 6–9 месяцев при стабильной PD, то есть рост происходил не «за счёт» риска, а вместе с его сдерживанием.

Наконец, про границы применимости. Эффект обнулялся, если поведенческий скоринг смешивался с антифродом (мошенничество «портило» калибровку), если отсутствовала reject-коррекция (модель «не знала», кого отклонили), и если лимит повышался «скачками» без модели ухудшения. В маркетплейсах с агрессивными политиками возвратов нужен отдельный штраф в целевой функции — без него портфельная LGD ползёт вверх, «съедая» выигрыш от большей конверсии. В совокупности пилоты и моделирование показывают: связка «поведенческий скоринг на кассе + дозирование лимита + корректные оверлеи на возвраты» даёт прирост маржи портфеля при контролируемом риске, а устойчивость достигается дисциплиной данных, калибровкой и прозрачными «поручнями» для решений на уровне заявки и продавца.

**Заключение.** В BNPL устойчивую прибыльность даёт не «больше одобрений», а управляемый риск: поведенческий скоринг на кассе + дозирование лимита по дисциплине

платежей, отделённый антифрод, корректная калибровка и гејест-коррекция. Добавление штрафа за возвраты в целевую функцию и отдельные политики по продавцам сдерживают LGD. На портфельном уровне это повышает маржу без роста PD, а стресс-оверлеи и триггеры ухудшения защищают доходность в цикле. Операционная дисциплина — SLA данных, мониторинг дрейфа, reason-codes, комплаенс и прозрачность для клиента — закрепляет эффект: рост оборота происходит «в связке» с качеством взыскания и доверием.

#### Список источников

1. Аббасова, В. Р. Технология buy now, pay later (BNPL), ее воздействие на финансовые привычки и безопасность в российском обществе / В. Р. Аббасова, Е. А. Пономарева // Студенческая наука: созидая будущее : ВСЕРОССИЙСКАЯ СТУДЕНЧЕСКАЯ НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ, Курск, 05–06 июня 2024 года. – Курск: Курский государственный университет, 2024. – С. 27-30

2. Ивахненко, Е. А. BNPL-сервисы: удобство платежей или ловушка долговой зависимости? / Е. А. Ивахненко // Российская экономика и общество: в поисках точек роста : Сборник материалов XIII Национальной научно-практической конференции Института магистратуры с международным участием. В 2-х частях, Санкт-Петербург, 18–19 апреля 2024 года. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный экономический университет, 2024. – С. 146-151

3. Гордя, Д. В. Развитие рынка BNPL-сервисов в России и за рубежом: возможности и риски / Д. В. Гордя // Современные технологии управления. – 2024. – № 3(107)

4. Пудков, Ф. Д. Современные системы рассрочек / Ф. Д. Пудков // Архонт. – 2025. – № 4(55). – С. 297-301

5. Адова, Е. А. Open BANKING и первичный API-подход / Е. А. Адова, Е. П. Огородникова // Форум молодых ученых. – 2018. – № 1(17). – С. 74-76

6. Небера, А. С. Open banking как катализатор трансформации модели банковского бизнеса / А. С. Небера // Управление бизнесом в цифровой экономике : Сборник тезисов выступлений, Санкт-Петербург, 21–22 марта 2019 года / Под общей редакцией И.А. Аренкова, М.К. Ценжарик. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный университет промышленных технологий и дизайна, 2019. – С. 68-71

7. Ковальчук, А. В. Open Banking как главный тренд развития цифровых банков / А. В. Ковальчук, К. Р. Симонян, А. И. Куприянова // Вопросы современной науки : Материалы II национальной междисциплинарной конференции, Краснодар, 20 сентября 2019 года. – Краснодар: ФГБУ "Российское энергетическое агентство" Минэнерго России Краснодарский ЦНТИ- филиал ФГБУ "РЭА" Минэнерго России, 2019. – С. 86-91

8. Шагинян, Т. В. Open banking как драйвер развития банковской системы / Т. В. Шагинян // WORLD SCIENCE: PROBLEMS AND INNOVATIONS : сборник статей XXXVII Международной научно-практической конференции, Пенза, 30 ноября 2019 года. – Пенза: "Наука и Просвещение" (ИП Гуляев Г.Ю.), 2019. – С. 142-143

#### Сведения об авторах

**Лыков Никита Сергеевич**, магистрант кафедры «Информационные и измерительные системы и технологии ФГБОУ ВО "Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова" в г. Новочеркасске, Новочеркасск, Россия.

#### Сведения о руководителе

**Ланкин Антон Михайлович**, к.т.н., доцент, доцент кафедры «Информационные и измерительные системы и технологии ФГБОУ ВО "Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова" в г. Новочеркасске, Новочеркасск, Россия

#### Information about the authors

**Lykov Nikita Sergeevich**, Master's student of the Department of Information and Measuring

Systems and Technologies of the Platov South-Russian State Polytechnic University (NPI),  
Novocherkassk, Russia

**Information about the supervisor**

**Lankin Anton Mikhailovich**, PhD, Associate Professor, Associate Professor of the Department  
of Information and Measuring Systems and Technologies of the Platov South-Russian State  
Polytechnic University (NPI), Novocherkassk, Russia