УДК 336.71, 330.4
JEL C02, G17

АДАПТИВНЫЙ ПОВЕДЕНЧЕСКИЙ ПРОФИЛЬ КЛИЕНТА КОММЕРЧЕСКОГО БАНКА: КОНЦЕПЦИЯ, ФОРМАЛИЗАЦИЯ, МЕТОДЫ ПОСТРОЕНИЯ

Сафонов Андрей Александрович, асп.
Чернов Виктор Петрович, д-р экон. наук, проф.

Санкт-Петербургский государственный экономический университет, наб. канала Грибоедова, 30-32, литер А, Санкт-Петербург, Россия, 191023; e-mail: a-safonov20@mail.ru; viktor_chernov@mail.ru

Предмет: в статье исследуется поведенческий профиль клиента коммерческого банка, представляющий собой совокупность характеристик, описывающих его финансовые предпочтения, его реакции на рыночные стимулы, его цифровые следы. В современных условиях поведенческий профиль клиента становится стратегическим активом банка. Предложена концепция адаптивного поведенческого профиля клиента коммерческого банка, интегрирующая четыре уровня анализа: институциональные ограничения, макроэкономический контекст, микроэкономические основы поведения и поведенческие искажения. *Цель*: формализовать понятие концепт-дрейфа применительно к банковским моделям машинного обучения с разграничением реального и виртуального типов дрейфа, выражающихся в изменении совместного распределения обучающих данных с течением времени. Формальное разграничение реального и виртуального типов концепт-дрейфа позволяет выбирать целенаправленный метод адаптации в модели машинного обучения. *Дизайн исследования:* обосновывается применение квазигиперболической спецификации модели Лейбсона в качестве модели дисконтирования. Параметр модели предложен как признак, оцениваемый по транзакционным данным клиента и связанный с уровнем его финансового стресса. Строится четырёхуровневая концепция адаптивного поведенческого профиля клиента на основе объединения методологий неоклассической теории, поведенческой экономики и институциональных ограничений. *Результаты*: на основе предложенной концепции обоснована трёхкомпонентная гибридная архитектура модели, включающая кластеризацию клиентской базы, дифференцированные по бизнес-целям прогнозные модели, интерпретацию прогнозов.

Ключевые слова: поведенческий профиль клиента, коммерческий банк, гиперболическое дисконтирование, теория перспектив, концепт-дрейф, градиентный бустинг, машинное обучение.

DOI: 10.17308/meps/2078-9017/2026/7/28-37

Введение

Усиление конкуренции на рынке розничных банковских услуг в совокупности со снижением процентной маржи и цифровизацией клиентских взаимодействий привело к необходимости более глубокого понимания поведения клиентов в банках. Поведенческий профиль клиента в подобных условиях становится стратегическим активом банка. Он представляет собой совокупность характеристик, описывающих его финансовые предпочтения клиента, его реакции на рыночные стимулы и его цифровые следы.

Большинство существующих подходов рассматривают поведенческий профиль как статическую конструкцию, формируемую на исторических данных за фиксированный период. В условиях волатильности ключевой ставки ЦБ РФ и регуляторных изменений такая модель подвержена концепт-дрейфу – деградации качества прогнозов вследствие изменения распределения признаков во времени. Ни традиционные методы сегментации (RFM [3], ABC-XYZ [2, 4]), ни современные ансамблевые алгоритмы [4] не предоставляют встроенных механизмов адаптации к подобным шокам.

Цель настоящей статьи – предложить концептуальную основу адаптивного поведенческого профиля, включающую теоретическое обоснование выбора поведенческих параметров модели и концепцию её построения, устойчивую к концепт-дрейфу.

Теоретические основы моделирования поведения клиента банка

Неоклассические модели потребительского выбора, поведенческая экономика и институциональный анализ служат теоретическим базисом данного исследования.

Неоклассические основания. Классические модели, такие как теория межвременного выбора И. Фишера, гипотеза жизненного цикла Ф. Модильяни, гипотеза постоянного дохода М. Фридмана, предполагают, что рациональный агент распределяет потребление, сглаживая предельную полезность на протяжении жизни. В банковском контексте это означает использование депозитных продуктов в периоды высоких доходов и кредитных в периоды разрывов в поступлении доходов, либо повышения уровня трат без изменения доходов. Данные модели задают базовые переменные профиля: доход, активы, долговая нагрузка.

Однако неоклассический подход игнорирует транзакционные издержки и психологические барьеры выбора. Реакция клиентов на изменение ключевой ставки носит асимметричный и нелинейный характер. При снижении ставки отток средств происходит скачкообразно по достижении пороговых

значений воспринимаемой доходности. Кроме того, в современном банкинге немаловажную роль играет удобство мобильного приложения и безотказность его работы. Для многих клиентов банк перестает быть исключительно хранилищем денег и источником кредитов в экосистему, где мобильное приложение и скорость обработки платежей выступают квазиденежными факторами выбора, не описываемыми стандартной функцией полезности.

Поведенческая экономика, теория перспектив. Исследования Д. Канемана и А. Тверски [9] показывают, что финансовые решения людей систематически отклоняются от предсказаний неоклассической модели, описанной выше. Теория перспектив, в свою очередь, предлагает заменить максимизацию полезности максимизацией ценности и вводит понятие неприятия потерь. То есть для некоторых индивидов потери воспринимаются болезненнее, чем равные по величине приобретения [6]. В банковской сфере это может означать, что клиенты значительно острее среагируют на одномоментное повышение комиссий, чем на эквивалентные бонусы и кешбэк. По данным работы [11] учёт неприятия потерь повышает точность моделей прогнозирования оттока на 15–20% по сравнению с моделями, использующими только финансовые данные.

Применение гиперболического дисконтирования

В большинстве экономических моделей по умолчанию используется экспоненциальная форма дисконтирования. Однако данный выбор не всегда позволяет отразить реальное поведение клиента. В данном случае возможно использовать квазигиперболическую спецификацию Лейбсона, также известную как β-δ модель, которая имеет ряд преимуществ и задается как:

$$\mathrm{D}(t) = 1, \text{при } t = 0,$$
$$D(t) = \beta * \delta^t, \text{при } t > 0, \text{где } 0 < \beta \leq 1 \text{ и } 0 < \delta < 1, \quad (1)$$

где β – параметр, отражающий временную неустойчивость; δ – долгосрочный коэффициент дисконтирования; t – целые дискретные временные промежутки в модели.

Данная спецификация позволяет решить одну из главных проблем экспоненциального дисконтирования – эмпирическое несоответствие. Экспоненциальная модель П. Самуэльсона предполагает постоянный коэффициент дисконтирования δ для всех временных горизонтов, что обеспечивает временну́ю согласованность (агент не меняет решений при отсутствии новой информации). Однако многочисленные эксперименты фиксируют, что эффективная ставка дисконтирования убывает с горизонтом. Это означает, что люди применяют значительно более высокие ставки для коротких горизонтов, чем для длинных [7]. В банковском контексте клиент предпочтёт 1000 руб. сегодня вместо 1050 руб. через неделю, но может быть безразличен между 1000 руб. через год и 1050 руб. через год и неделю. Единый δ не способен воспроизвести такое поведение.

Параметр β при данной постановке интерпретируется как обесцени-

вание будущего клиентом. При низком β клиент будет больше склонен к краткосрочным кредитным продуктам, а при β, приближенному к 1, к сберегательным и инвестиционным продуктам. Сам параметр на практике возможно эмпирически оценить по структуре транзакций клиента. Например, по скорости расходования зарплаты, доле импульсивных покупок по MCC-кодам и активности использования продуктов рассрочки.

Кроме того, параметр β является функцией макроэкономических условий клиента, так как β снижается при росте финансового стресса клиента, что делает клиента более нетерпеливым. Это дополнительно увеличивает чувствительность модели к внешним шокам. При использовании экспоненциальной модели невозможно динамически определять подобные изменения.

Концепция адаптивного поведенческого профиля

Путем объединения методологий неоклассической теории, поведенческой экономики и институциональных ограничений предлагается сформированная четырёхуровневая концепция адаптивного поведенческого профиля.

Нулевой уровень – институциональные ограничения. На этом уровне определяется допустимый состав данных. Из обучающей выборки исключаются клиенты с блокировками по ФЗ-161 и ФЗ-115, так как их поведение характеризуется аномальными оборотами, специфической географией операций и отсутствием типичных бытовых трат, что снижает репрезентативность модели.

Первый уровень – макроэкономический контекст. Ключевая ставка ЦБ РФ, индекс потребительских цен и макропруденциальные лимиты включаются как экзогенные переменные. Они необходимы для снижения уязвимости модели к концепт-дрейфу. Ключевая ставка используется для определения референтной точки клиента Rt, которая корректируется на инфляцию к реальной процентной ставке и рассчитывается по формуле:

$$R_t = R_{t-1} + \frac{\mu(r_t - \pi_t)}{(1 + \pi_t)} + \varepsilon_t, \qquad (2)$$

где μ – чувствительность к реальной процентной ставке; r_t – ключевая ставка ЦБ; π_t – уровень инфляции; ε_t – случайные шоки (например, изменение макропруденциальных лимитов).

Второй уровень – микроэкономические основы. Сюда относятся балансовые остатки по продуктам, транзакционная активность, данные о доходах и расходах. Этот уровень задаёт базовые экономические переменные для бюджетного ограничения клиента.

Третий уровень – поведенческие искажения. Они моделируются с помощью параметра гиперболического нетерпения β и коэффициента неприятия потерь λ. Функция мгновенной полезности U_t отражает вклад этих факторов:

$$U_t = \upsilon(\Delta W_t) + \eta * Q_t - \xi * D_t, \quad (3)$$

где Q_t – нормализованный индекс качества цифрового обслуживания (логи мобильного приложения); D_t – дискомфорт от долговой нагрузки; η и ξ – эмпирически определяемые коэффициенты чувствительности; $\upsilon(\Delta W_t)$ – функция ценности по теории перспектив Канемана–Тверски, определяемая как:

$$\upsilon(\Delta W_t) = \begin{cases} \Delta W_t{}^a & \Delta W_t \geq 0 \\ -\lambda(-\Delta W_t)^a, & \Delta W_t < 0, \end{cases}$$
$$\Delta W_t = (Y_t + \Delta S_t - C_t - \Delta B_t) - R_t, \quad (4)$$

где Y_t – доход клиента в периоде *t*; ΔS_t – изменение сбережений клиента в периоде *t*; C_t – расходы клиента за период *t*; ΔB_t– изменение задолженности в периоде *t*; R_t – ожидаемый (нормативный) уровень изменения благосостояния, формируемый на основе прошлого опыта, среднерыночных ожиданий, макроэкономических условий; a – параметр убывающей чувствительности, принимающий значения из промежутка (0;1]. Параметр a характеризует выпуклость функции ценности; при *a<1* функция вогнута для выигрышей и выпукла для потерь. Классическое значение этого параметра, полученное в эмпирических исследованиях Канемана и Тверски, $a \approx 0.88$.

λ – коэффициент неприятия потерь. Показывает, насколько болезненнее воспринимается проигрыш по сравнению с выигрышем той же величины. Эмпирические оценки $\lambda \approx 2.25$, то есть потеря 100 рублей ощущается примерно как неполученный выигрыш в 225 рублей.

Таким образом, задача максимизации полезности E_0 для клиента ставится как:

$$\max_{\{C_t, S_t, B_t\}_{t=0}^{T}} \mathrm{E}_0 \left[\sum_{t=0}^{T} D_t U_t\right], \quad (5)$$

где D_t – функция гиперболического дисконтирования в квазигиперболической форме, определенная в формуле (1); U_t – мгновенная полезность периода *t*, определяемая по формуле (3).

Постановка задаёт признаковое пространство для моделей машинного обучения. На основе вышеизложенных формул можно сформировать таблицу параметров модели (табл. 1):

Таблица 1

Параметры модели

Переменные	Источник
Y_t – история доходов	Данные о зачисления
S_t, B_t– текущие сбережения и долг	Балансы счетов
C_t – история расходов	Транзакционные данные

Окончание табл. 1

Переменные	Источник
r_t^S, r_t^B – текущие ставки по сбережениям и кредитам	Банковские тарифы
$ПДНt$ – текущий показатель долговой нагрузки	Расчёт на основе данных
r_t – ключевая ставка ЦБ; π_t – уровень инфляции; ε_t – случайные шоки	Публичные данные ЦБ
Q_t – индекс качества цифрового обслуживания	Логи мобильного приложения
β – параметр нетерпения (гиперболическое дисконтирование)	Оценка по MCC-структуре расходов
x_i, μ – веса чувствительности клиента (группы клиентов)	Исторические данные модели
Действующие лимиты по ПДН, требования 115-ФЗ	Нормативные акты

Учет концепт-дрейфа в банковских моделях

Под концепт-дрейфом в настоящей работе понимается изменение совместного распределения P(X, Y) обучающих данных с течением времени [15]. Принципиальным для выбора метода адаптации является разграничение двух типов дрейфа: реальный и виртуальный [12].

Реальный дрейф: изменение условного распределения P(Y|X) при стабильном P(X). Те же признаки начинают предсказывать иной результат. В банковской практике реальный дрейф возникает при макроэкономических шоках. Повышение ключевой ставки кардинально меняет реакцию клиентов на депозитные предложения при неизменном наборе признаков. Модель, обученная на данных периода ставки 7,5%, не способна корректно описать поведение клиентов при ставке 16% без переобучения.

Виртуальный дрейф: изменение P(X) при стабильном P(Y|X). Меняется состав или распределение признаков, но не их связь с целевой переменной. Типичные причины в банковской среде: запуск нового продукта, изменение нормативной базы, обновление мобильного приложения.

Для детекции дрейфа предлагается использовать индекс PSI (Population Stability Index), рассчитываемый ежемесячно для ключевых признаков модели, либо, к примеру, accuracy, f1_score и другие, сравнивая их с пороговыми или эталонными значениями.

Предлагаемая архитектура модели поведенческого профиля

В качестве основы архитектуры предлагается трёхкомпонентная гибридная модель.

1. Кластеризация. Использование алгоритмов кластеризации, таких как K-Means или DBSCAN. На основе признакового пространства (табл. 1), клиентская база делится на однородные сегменты. Данные кластеры явля-

ются основной единицей анализа в модели. Они фиксируют поведенческие паттерны внутри группы клиента, которые не всегда возможно объяснить с помощью стандартной сегментации. Кроме того, изменение числа кластеров служит сигналом виртуального концепт-дрейфа и, как следствие, необходимости обновления модели.

2. Прогноз. Использование градиентного бустинга [8] (XGBoost, LightGBM, CatBoost) для прогнозирования оттока или ценности клиента. Для разных бизнес-процессов (прогноз оттока, прогноз среднемесячных остатков, склонность к покупке продукта) необходимо построение отдельной модели со своим набором наиболее репрезентативных признаков. Так, для моделей прогнозирования оттока ключевыми будут параметры низкого Q_t и высокого λ, а для моделей кросс-продаж – признаки низкого β и высокого Q_t. Однако такие параметры, как ключевая ставка и инфляция, должны включаться во все модели для снижения реального дрейфа.

3. Интерпретация. Использование метода SHapley Additive exPlanations (SHAP) [1, 13] обеспечивает глобальное ранжирование признаков по значимости и локальное объяснение конкретного прогноза для бизнес-пользователя. Это может быть критически важно для выполнения регуляторных требований к применяемым моделям и доверия к ним со стороны пользователей и аудиторов.

Заключение

В статье предложена концепция адаптивного поведенческого профиля клиента коммерческого банка, обладающая рядом отличительных черт по сравнению с существующими подходами.

Во-первых, четырёхуровневая архитектура профиля (институциональные ограничения, макроэкономический контекст, микроэкономические данные, поведенческие искажения) обеспечивает теоретически обоснованный состав признаков модели машинного обучения.

Во-вторых, выбор квазигиперболической (β-δ) спецификации дисконтирования обоснован эффектом разного обесценивания будущего у разных кластеров клиентов. Параметр β предложен как полноценный признак модели.

В-третьих, формальное разграничение реального и виртуального типов концепт-дрейфа позволяет выбирать целенаправленный метод адаптации. Включение макропеременных снижает реальный дрейф, мониторинг PSI и скользящее обучение – виртуальный.

Эмпирическая верификация предложенной гибридной архитектуры на данных коммерческого банка с дальнейшей валидацией составляет содержание следующего этапа исследования.

Список источников

1. Ванина М.Ф., Ерохин А.Г. Применение методов машинного обучения в банковском скоринге // *DSPA: Вопросы применения цифровой обработки сигналов*, 2025, Т. 15, no. 1, с. 17-35.

2. Качурина А.С., Мостыка К.С. Методы анализа клиентской базы // *Экономика и социум*, 2016, no. 6-1 (25). Доступно: https://cyberleninka.ru/article/n/metody-analiza-klientskoy-bazy-1 (дата обращения: 26.11.2025).

3. Соломко Д.С. Сегментация клиентской базы на основе RFM-анализа с применением методов машинного обучения / Д.С. Соломко, Д.А. Павлов // *Информационное общество: современное состояние и перспективы развития: сборник материалов XIV международного форума*, Краснодар, 12–17 июля 2021 года. Краснодар, Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2021, с. 405-409.

4. Шестернина М.В., Галиханов Р.Р. ABC-XYZ-анализ клиентов как основа управления клиентской базой предприятия // *Телескоп*, 2025, no. 1. Доступно: https://cyberleninka.ru/article/n/avsxyz-analiz-klientov-kak-osnova-upravleniya-klientskoy-bazoy-predpriyatiya (accessed: 08.02.2026).

5. Bartos Vojtech and Bauer Michal and Chytilová Julie and Levely Ian. *Effects of Poverty on Impatience: Preferences or Inattention?* (September 1, 2018). CERGE-EI Working Paper Series, no. 623. Available at SSRN: http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3247690 (accessed: 28.02.2026).

6. Esposito L., Mastromatteo G. Behavioral economics and the nature of neoclassical paradigm. *Mind Soc 23*, 45–78 (2024). https://doi.org/10.1007/s11299-024-00303-y (accessed: 28.02.2026).

7. Frederick S., Loewenstein G., O'Donoghue T. Time Discounting and Time Preference: A Critical Review // *Journal of Economic Literature*, 2002, Vol. 40, no. 2, pp. 351-401.

8. Friedman J.H. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine // *The Annals of Statistics*, 2001, Vol. 29, no. 5, pp. 1189-1232.

9. Kahneman D., Tversky A. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk // *Econometrica*, 1979, Vol. 47, no. 2, pp. 263-291.

10. Laibson D. Golden Eggs and Hyperbolic Discounting // *Quarterly Journal of Economics*, 1997, Vol. 112, no. 2, pp. 443–478.

11. Lipman S.A., Boderie N.W., Been J.V., van Kippersluis H. Deposit? Yes, please! The effect of different modes of assigning reward – and deposit-based financial incentives on effort // *Behavioural Public Policy*, 2026, Vol. 10, no. 1, pp. 13-41.

12. Lu J., Liu A., Dong F., Gu F., Gama J., Zhang G. Learning under Concept Drift: A Review // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2019, Vol. 31, no. 12, pp. 2346–2363. Available at: https://arxiv.org/pdf/2004.05785 (accessed: 28.02.2026).

13. Lundberg Scott & Lee Su-In. *A Unified Approach to Interpreting Model Predictions*, 2017.

14. Mohammad Zoynul Abedin, Petr Hajek, Taimur Sharif, Md. Shahriare Satu, Md. Imran Khan. *Modelling bank customer behaviour using feature engineering and classification techniques. Research in International Business and Finance*, Vol. 65, 2023, 101913. Available at: https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2023.101913 (accessed: 03.12.2025).

15. Widmer G., Kubat M. Learning in the Presence of Concept Drift and Hidden Contexts // *Machine Learning*, 1996, Vol. 23, pp. 69-101.

ADAPTIVE BEHAVIORAL PROFILE OF A COMMERCIAL BANK CUSTOMER: CONCEPT, FORMALIZATION AND CONSTRUCTION METHODS

Safonov Andrey Aleksandrovich, postgraduate student
Chernov Viktor Petrovich, Dr. Sci. (Econ.), Full. Prof.

Saint Petersburg State University of Economics, nab. kanala Griboedova, 30-32, litera A, St. Petersburg, Russia, 191023; e-mail: a-safonov20@mail.ru; viktor_chernov@mail.ru

Importance: the article examines the behavioral profile of a commercial bank's client, which is a set of characteristics that describe his financial preferences, his reactions to market incentives, and his digital footprints. *Purpose*: to formalize the concept of concept drift in relation to banking models of machine learning with the distinction between real and virtual types of drift, expressed in the change in the joint distribution of training data over time. *Research design*: the application of the quasi-hyperbolic specification of the Leibson model as a discounting model is substantiated. The model parameter is proposed as a feature estimated by the client's transactional data and associated with the level of his financial stress. A four-level concept of the adaptive behavioral profile of the client is built on the basis of a combination of methodologies of neoclassical theory, behavioral economics and institutional constraints. *Results*: on the basis of the proposed concept, a three-component hybrid architecture of the model is substantiated, including clustering of the customer base, predictive models differentiated by business goals, and interpretation of forecasts.

Keywords: customer behavioral profile, commercial bank, hyperbolic discounting, prospect theory, concept drift, gradient boosting, machine learning.

References

1. Vanina M.F., Erokhin A.G. Primenenie metodov mashinnogo obucheniya v bankovskom skoringe ["Application of Machine Learning Methods in Bank Scoring"]. *DSPA: Voprosy primeneniya tsifrovoy obrabotkisignalov*, 2025, t. 15, no. 1, pp. 17-35. (In Russ.)

2. Kachurina A.S., Mostyka K.S. Metody analiza klientskoy bazy ["Customer Base Analysis Methods"]. *Ekonomika i sotsium*, 2016, no. 6-1 (25). Available at: https://cyberleninka.ru/article/n/metody-analiza-klientskoy-bazy-1 (accessed: 26.11.2025). (In Russ.)

3. Solomko D.S. Segmentatsiya klientskoy bazy na osnove RFM-analiza s primeneniem metodov mashinnogo obucheniya ["Customer Base Segmentation Based on RFM Analysis Using Machine Learning Methods"] / D.S. Solomko, D.A. Pavlov. *Informatsionnoe obshchestvo: sovremennoe sostoyanie i perspektivy razvitiya: sbornik materialov XIV mezhdunarodnogo foruma*, Krasnodar, 12–17 iyulya 2021 goda. Krasnodar, Kubanskiy gosudarstvennyy agrarnyy universitet imeni I.T. Trubilina, 2021, pp. 405-409. EDN CKPUEM. Available at: https://

www.elibrary.ru/item.asp?id=47179620 (accessed: 26.11.2025). (In Russ.)

4. Shesternina M.V., Galikhanov R.R. ABC-XYZ-analiz klientov kak osnova upravleniya klientskoy bazoy predpriyatiya [ABC-XYZ Analysis of Clients as a Basis for Managing an Enterprise's Client Base]. *Teleskop*, 2025, no. 1. Available at: https://cyberleninka.ru/article/n/avsxyz-analiz-klientov-kak-osnova-upravleniya-klientskoy-bazoy-predpriyatiya (accessed: 08.02.2026). (In Russ.)

5. Bartos Vojtech and Bauer, Michal and Chytilová, Julie and Levely, Ian. *Effects of Poverty on Impatience: Preferences or Inattention?* (September 1, 2018). CERGE-EI Working Paper Series no. 623, Available at: http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3247690 (accessed: 28.02.2026). (In Eng.)

6. Esposito L., Mastromatteo G. *Behavioral economics and the nature of neoclassical paradigm.* Mind Soc 23, 45–78 (2024). Available at: https://doi.org/10.1007/s11299-024-00303-y (accessed: 28.02.2026). (In Eng.)

7. Frederick S., Loewenstein G., O'Donoghue T. Time Discounting and Time Preference: A Critical Review. *Journal of Economic Literature*, 2002, Vol. 40, no. 2, pp. 351–401. (In Eng.)

8. Friedman J.H. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. *The Annals of Statistics*, 2001, Vol. 29, no. 5, pp. 1189-1232. (In Eng.)

9. Kahneman D., Tversky A. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 1979, Vol. 47, no. 2, pp. 263–291. (In Eng.)

10. Laibson D. Golden Eggs and Hyperbolic Discounting. *Quarterly Journal of Economics*, 1997, Vol. 112, no. 2, pp. 443-478. (In Eng.)

11. Lipman S.A., Boderie N.W., Been J.V., van Kippersluis H. Deposit? Yes, please! The effect of different modes of assigning reward – and deposit-based financial incentives on effort. *Behavioural Public Policy*, 2026, Vol. 10, no. 1, pp. 13-41. (In Eng.)

12. Lu J., Liu A., Dong F., Gu F., Gama J., Zhang G. Learning under Concept Drift: A Review. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2019, Vol. 31, no. 12, pp. 2346–2363. Available at: https://arxiv.org/pdf/2004.05785 (accessed: 28.02.2026). (In Eng.)

13. Lundberg Scott & Lee Su-In. *A Unified Approach to Interpreting Model Predictions*, 2017. (In Eng.)

14. Mohammad Zoynul Abedin, Petr Hajek, Taimur Sharif, Md. Shahriare Satu, Md. Imran Khan. *Modelling bank customer behaviour using feature engineering and classification techniques, Research in International Business and Finance*, Vol. 65, 2023, 101913. Available at: https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2023.101913 (accessed: 03.12.2025). (In Eng.)

15. Widmer G., Kubat M. Learning in the Presence of Concept Drift and Hidden Contexts. *Machine Learning*, 1996, Vol. 23, pp. 69-101. (In Eng.)