

О.Г. АРКАДЬЕВА

ДЕМОГРАФИЧЕСКИЕ ФАКТОРЫ ФОРМИРОВАНИЯ КЛИЕНТСКОЙ ПОЛИТИКИ КОММЕРЧЕСКОГО БАНКА

Ключевые слова: пространственный банковский маркетинг, кластерный анализ, тип пользования банковскими услугами, клиентская стратегия, фронт-офисы банка.

В настоящее время возрастают роль банковского сектора в сложившейся модели пространственного развития и влияние факторов демографической обусловленности размещений банковских подразделений. Научной проблемой при этом выступает осмысление сложной связи между географическим и демографическим контекстом, а также концентрацией услуг финансовых посредников.

Целью исследования является выделение паттернов поведения клиентов коммерческих банков, обусловленных демографическими характеристиками, и формирование направлений клиентской политики коммерческого банка на основе выделенных паттернов.

Материалы и методы. В программной среде разработки и выполнения программного кода на языке Python в облаке – Google Colab – были импортированы библиотеки Pandas, NumPy, Matplotlib, Seaborn, Sklearn. Для проверки гипотезы исследования использовался набор данных Bank Account Fraud Dataset Suite (NeurIPS 2022). В отношении набора данных был реализован метод агломеративной кластеризации, позволивший обозначить кластеры активности клиентов коммерческого банка и сформировать их характеристики.

Результаты исследования. Полученные результаты подтверждают наличие связи между демографическими характеристиками населения территории, типами их экономического поведения и пользования банковскими услугами. Определены кластеры с наивысшим потенциалом с позиции сложившегося у клиента уровня дохода и возраста клиентов. Установлено, что при разработке и актуализации нишевых банковских продуктов следует ориентироваться на молодое поколение, которое по мере взросления и приобретения профессиональной позиции перейдет в кластер устойчивой клиентской базы или будет упущено банком в зависимости от степени эффективности его маркетинговой политики. Определено влияние статуса занятости и семейного статуса при отнесении клиента к тому или иному кластеру. В сочетании с геолокационными данными результаты кластеризации могут служить основой для размещения фронт-офисов в районах, где проживает наибольшее количество потенциальных и действительных клиентов коммерческого банка.

Выводы. Устойчивыми паттернами поведения клиентов выступают активное посещение банковских офисов или отказ от такого посещения в пользу дистанционных банковских услуг или экономически пассивного поведения. Банковская клиентская политика должна формироваться с ориентацией на ключевые демографические характеристики целевых клиентских ниш, дифференцированных по паттернам экономического поведения. Результаты геодемографических исследований клиентов коммерческих банков на основе предложенной методики могут способствовать разработке стратегий банковских структур по эффективному выполнению функций аккумулярования и перераспределения финансовых ресурсов. Органам государственной власти Российской Федерации и ее регионов при разработке стратегических документов рекомендуется учитывать границы и критерии влияния геодемографических факторов на развитие региональных социально-экономических подсистем, а также формировать предпосылки развития финансовых агломераций в ряде региональных социально-экономических подсистем.

Введение. Банковская клиентская политика в настоящее время выступает не только инструментом конкурентной борьбы, но фактором пространственно-временной эволюции регионов, а сложившиеся демографические профили этих регионов обуславливают разные темпы развития финансовых агломераций. Масштабы и структура финансовых агломераций, с одной стороны, обусловлены концентрацией реального производства, а с другой – отстают от него в силу активного развития финтех-форм осуществления предпринимательской деятельности. В настоящее время возрастают роль банковского сектора в сложившейся модели пространственного развития и влияние факторов демографической обусловленности размещений банковских подразделений. Научной проблемой при этом выступает осмысление сложной связи между географическим и демографическим контекстом, а также концентрацией услуг финансовых посредников.

В России сложился исключительно высокий уровень дифференциации между регионами, что прослеживается и в банковской сфере. В 2024 г. в Центральном федеральном округе действовало 58% головных офисов, 23% филиалов, 27% представительств и 25% дополнительных офисов коммерческих банков. В стране насчитывалось 27 субъектов Федерации, в которых не было зарегистрировано ни одной головной кредитной организации, а банковские услуги предоставлялись структурными подразделениями крупных столичных банков, в первую очередь – Сбербанка России.

Любая успешная региональная специализация, как продемонстрировал опыт 2022–2024 гг., может оказаться не столь успешной в будущем, а нереализованный потенциал может сформировать новые комбинации воспроизводственной деятельности в масштабах регионов и макрорегионов. Это подчеркивает необходимость лучшего понимания внутренней и пространственной организации кластеров, определяющей стратегии размещения фронт-офисов и других подразделений отдельных банковских организаций, как для аналитико-управленческих целей самих банков, так и для эффективной политики регулятора.

Целью данного исследования является выделение паттернов поведения клиентов коммерческих банков, обусловленных демографическими характеристиками, и формирование направления клиентской политики коммерческого банка на основе выделенных паттернов.

Материалы и методы. В программной среде разработки и выполнения программного кода на языке Python в облаке – Google Colab – были импортированы библиотеки Pandas, NumPy, Matplotlib, Seaborn, Sklearn. Для проверки гипотезы исследования использовался набор данных Bank Account Fraud Dataset Suite (NeurIPS 2022). В отношении набора данных был реализован метод агломеративной кластеризации, позволивший обозначить кластеры активности клиентов коммерческого банка и сформировать их характеристики.

Результаты исследования. Лидеры современной банковской индустрии основываются в своей деятельности на методологии Human-Centered Design (человекоориентированный дизайн), формируя подход к разработке банковских продуктов и систем, который на первое место ставит пользователя с его

целями, задачами, ограничениями и контекстом работы. В Human-Centered Design оптимум сводится к балансу между интересами и возможностями трёх сторон:

- стратегическими целями бизнеса;
- потребностями и ожиданиями потенциальных пользователей;
- возможностями и ограничениями сложившейся IT-архитектуры.

Human-Centered Design фокусирует внимание на контексте использования цифрового продукта, который имеет демографически обусловленную природу. Банки уделяют больше внимания стратегическим коммуникациям с клиентами, поэтому маркетинговые стратегии, сформированные при помощи выделения клиентских ниш, способствуют изменению их организационных структур в контексте коммерческого геопозиционирования [4]. Пандемия COVID-19 подстегнула как цифровизацию банковских услуг, так и геодемографические исследования, которые доказали, в частности, что существует значительная изменчивость в географическом и геодемографическом распределении показателей инфицирования COVID-19 [8]. Логично предположить, что влияние геодемографических факторов прослеживается и в других сферах, помимо здравоохранения.

Эта логика находит свое подтверждение. Так, исследователи отмечают, что при проведении геомаркетингового анализа важно обращать внимание на демографические характеристики территории [11]. Пространственный маркетинг стал важнейшей областью исследований для большинства компаний, занимающихся розничными услугами, в принятии решений о местоположении офиса, разграничении зон обслуживания, составлении профиля клиента, определении цен; решений относительно мерчандайзинга и продвижения [2]. Появляются новые методы для лучшего контроля рыночного пространства и поддержания связи с клиентами [6]. Местоположение клиента считается одним из наиболее информативных видов демографических данных для прогнозного моделирования. Оно широко используется в различных секторах, включая финансы. Коммерческие банки используют эту информацию при оценке своих систем кредитного скоринга [18].

Анализ удовлетворенности потребителей можно определить как многокритериальную проблему принятия решений. В пространственном маркетинге развиваются методы порядковой регрессии, которые позволяют менеджерам проводить сравнительный анализ среди различных регионов и предоставляют варианты действий для помощи в анализе пространственных различий. Методы обеспечивают геолокационное представление полученных результатов и позволяют их интерпретировать на основе локальных характеристик рыночных областей.

Географические информационные системы являются хорошо известными в науке инструментами, которые облегчают возможности получения, обработки и визуализации пространственных данных с помощью карт [17]. Появление принципиально новых данных – операторов мобильной связи – позволяет изучать временные циклы пространственной мобильности населения [10], в том числе через банковские мобильные приложения [5]. Исследователями

обозначены основные типы сбалансированных показателей социально-экономической системы геомаркетинга и транспорта – финансы, клиенты, внутренние бизнес-процессы, развитие персонала [15].

Определение потребностей и предпочтений клиентов методами анализа больших данных цифровой эпохи имеет решающее значение для компаний в конкурентной бизнес-среде. Сегментация клиентов широко применяется в маркетинговых исследованиях [7]. Профилирование клиентов позволяет компаниям точно удовлетворять их потребности и выполнять эффективные маркетинговые действия. Методы машинного обучения способны фиксировать поведение потребителей и автоматически выполнять профилирование и целевые маркетинговые действия, в то время как методы анализа данных и статистического анализа больше подходят в качестве инструментов поддержки принятия решений [14]. Пространственное моделирование пользовательских предпочтений реализует системный подход к пониманию пространственной конфигурации экономической активности с помощью эмпирических тестов пространственной корреляции, включая тестирование пространственной случайности и статистику подсчета соединений [16]. Анализ панельных данных выявляет четкие корреляции между финансовыми подотраслями и экономико-демографическими факторами, включая общественные услуги, доступность перемещения, экономическое развитие, количество предприятий, плотность населения и количество жилых помещений [13].

Объективные мировые тенденции сокращения количества банков, их структурных подразделений и филиалов, а также повышение степени концентрации банковских активов и капитала характерны и для российского банковского сектора. Субъективные факторы структурной трансформации связаны со стремлением Банка России повысить устойчивость и управляемость поднадзорной банковской системы. Под влиянием мегарегулятора реализуется политика контролируемой консолидации [12].

Исследователи утверждают, что сложившиеся тенденции, стимулируемые Банком России, приводят к углублению имеющихся диспропорций в пространственном и структурном развитии банковского сектора. Банки склонны размещать структурные подразделения в экономически развитых регионах с высокой плотностью населения, а обширные малонаселенные территории не являются привлекательными для их размещения, что сдерживает региональное развитие и закрепляет территориальные диспропорции [12].

Значимость предиктивного моделирования охватывает различные области, включая бизнес-модели, научные исследования, банковское дело, медицинские приложения и промышленные приложения [9]. Перспективными методами геодемографических банковских исследований выступают сочетание анализа множественных соответствий и иерархического кластерного анализа главных компонент в силу их возможностей обнаруживать тенденции и строить легко объяснимые профили, а также определять кластеры на основе большого количества разнородных переменных [3]. Результаты геодемографических исследований представляют аналитическую базу для выработки нормотворческой позиции регулятора [1].

Основными научными конкурентами в этой сфере в российском пространстве выступают банковские научные лаборатории, выполняющие геомаркетинговые исследования в интересах своих головных банковских организаций и групп компаний. Их исследования, в первую очередь, реализуют интеллектуальные методы конкурентной борьбы и удержания собственной региональной ниши, и лишь во вторую – оценивают результат от собственного взаимодействия с региональной социально-экономической подсистемой и синергетический эффект от такого взаимодействия, социально-экономического развития и демографических сдвигов. Центральный банк РФ проводит исследования региональной экономики в контексте направлений деятельности своих подразделений по федеральным округам. Данное же исследование ориентировано на выявление потенциала региональной социально-экономической подсистемы безотносительно деятельности конкретного банка или регулятора. Приемы кластеризации направлены на проверку гипотезы о наличии связи между сочетанием геодемографических факторов населения определенной территории и поведением клиентов коммерческих банков на этой территории, выражающимся в частоте посещения банковских фронт-офисов.

Для проверки гипотезы использовался набор данных Bank Account Fraud Dataset Suite (NeurIPS 2022). По заявлению разработчиков, этот набор данных:

- реалистичный, основанный на современном наборе реальных данных;
- динамический, с временными данными и наблюдаемыми сдвигами распределения.

В ходе препроцессинга установлено, что в наборе данных – 1 000 000 записей о банковских транзакциях, содержащих сведения о 32 характеристиках каждой записи, пропусков данных не имеется, признаки между собой не коррелированы. Для дальнейшего изучения были отобраны признаки, характеризующие клиентов с позиции дохода, возраста, частоты посещения банковского офиса, статуса занятости, кредитного рейтинга, семейного статуса и наличия карт других банков.

В целях кластеризации записей о клиентах категориальные признаки были преобразованы в числовые значения с помощью метода Label Encoding (табл. 1).

Таблица 1

Преобразованные значения признаков (записи 1–5)

Признак	Идентификатор				
	987231	79954	567130	500891	55399
income	0,1	0,1	0,2	0,6	0,9
customer_age	20,0	20,0	20,0	20,0	50,0
bank_branch_count_8w	9,0	706,0	14,0	1,0	13,0
employment_status	4,0	1,0	0,0	0,0	1,0
credit_risk_score	172,0	128,0	7,0	96,0	85,0
housing_status	4,0	2,0	4,0	2,0	2,0
has_other_cards	0,0	0,0	1,0	0,0	0,0

Была выполнена стандартизация значений признаков с помощью функции StandardScaler (табл. 2).

Таблица 2

Стандартизированные признаки в наборе данных (записи 1–5)

Признак	Идентификатор				
	0	1	2	3	4
income	-1,568927	-1,568927	-1,225624	0,147586	1,177493
customer age	-1,162872	-1,162872	-1,162872	-1,162872	1,367861
bank branch count 8w	-0,386524	1,129158	-0,375651	-0,403920	-0,377825
employment status	2,661405	0,307707	-0,476859	-0,476859	0,307707
credit risk score	0,586440	-0,054324	-1,816424	-0,520334	-0,680525
housing status	1,765180	0,191305	1,765180	0,191305	0,191305
has other cards	-0,533096	-0,533096	1,875834	-0,533096	-0,533096

С помощью метода Random Sampling набор данных был усечен до 10 000 записей для ускорения расчетов и обеспечения бесперебойного осуществления облачных вычислений, эта и описанные далее процедуры апробированы многократно для верификации первоначальных результатов, и установлена их устойчивость. В отношении усеченного набора данных были реализованы процедуры метода главных компонент (PCA) для уменьшения размерности данных и метода Elbow для определения количества кластеров (рис. 1).

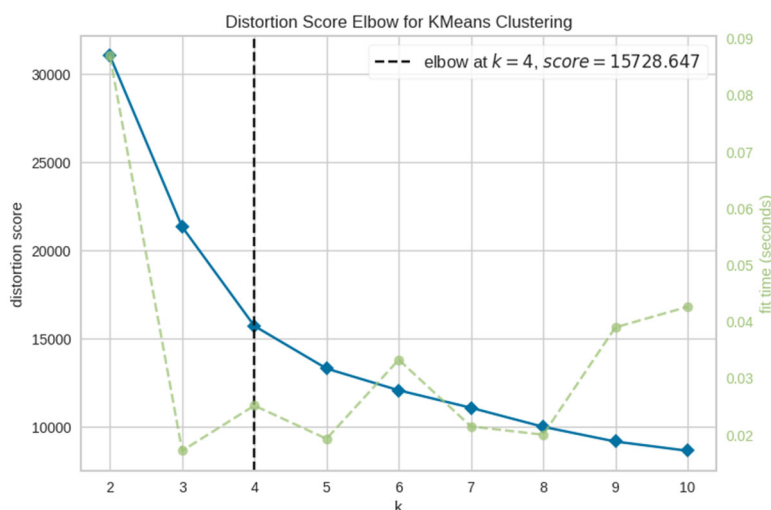


Рис. 1. Результаты применения метода Elbow в отношении набора данных

В отношении усеченного набора данных был реализован метод агломеративной кластеризации (рис. 2), разделивший совокупность данных на 4 достаточно четких кластера; последний кластер в трехмерном представлении четко не визуализируется, находясь за первыми тремя.

Количественный состав кластеров неодинаков (рис. 3).

При оценке кластеров по уровню дохода клиентов выявлено, что в кластерах 1 и 3 присутствуют выбросы (рис. 4); поскольку уровень дохода клиента выступает одним из ключевых факторов в разработке нишевых банковских продуктов, равномерность распределения данных в кластерах необходимо учитывать при формировании клиентской стратегии.

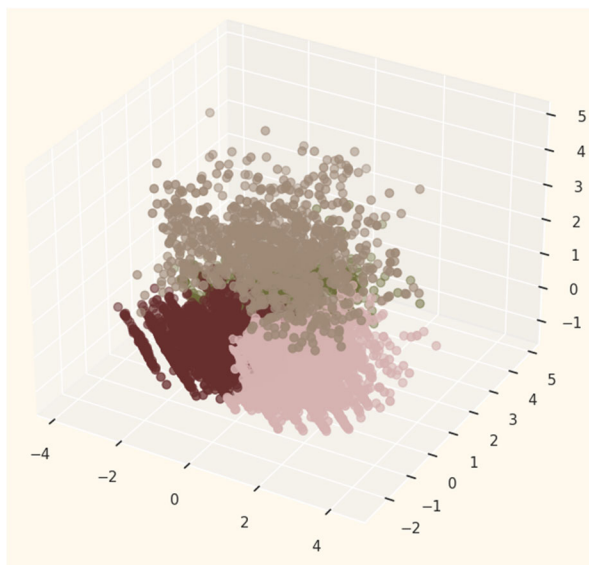


Рис. 2. Результаты применения агломеративной кластеризации

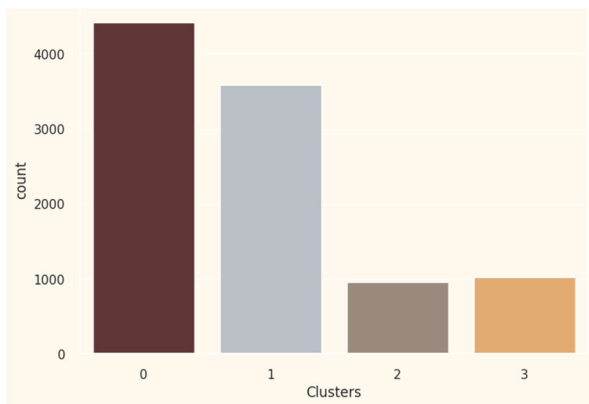


Рис. 3. Количественный состав кластеров

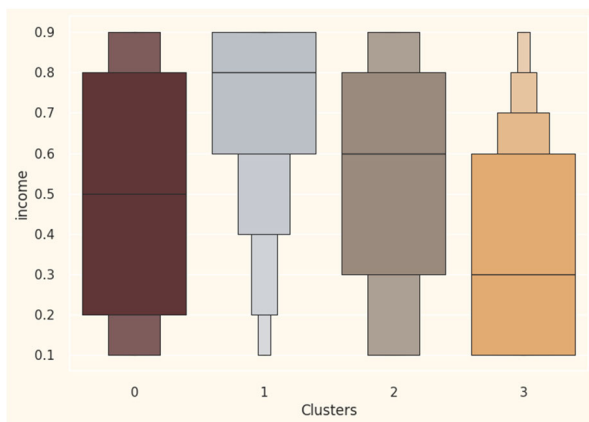


Рис. 4. Распределение клиентов в кластерах по уровню дохода

В целях дальнейшего изучения кластеров сформирована корреляционная матрица (рис. 5), в которой произведена оценка вклада отдельных признаков в конструирование синтетических признаков набора данных с уменьшенной размерностью (признак «Clusters»).

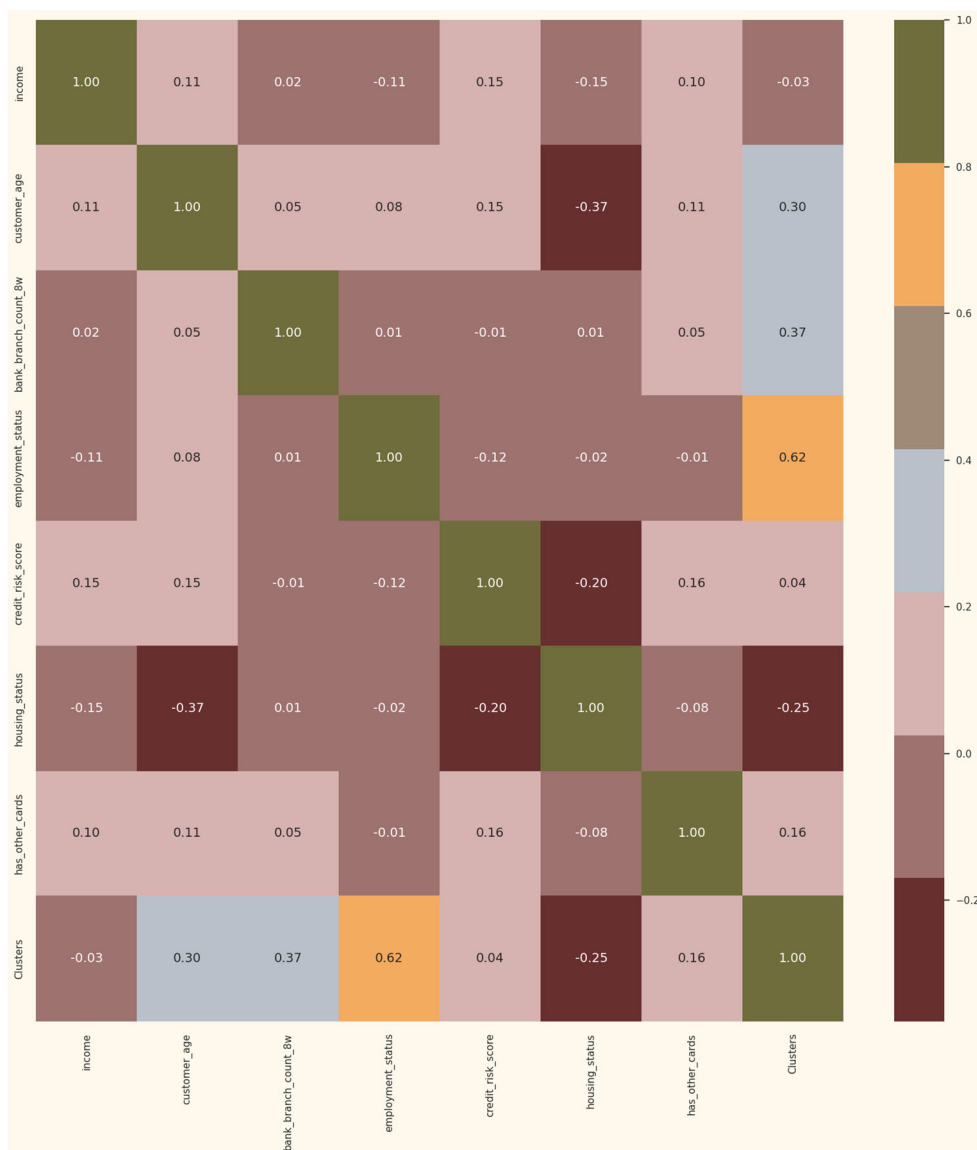


Рис. 5. Корреляционная матрица для усеченного набора данных

При повторной апробации вышеописанного алгоритма наиболее значимыми попеременно становились признаки, характеризующие возраст, занятость и семейный статус клиента. Однако при дальнейшем детальном изучении попарного распределения признаков выяснялось, что характеристики самих кластеров устойчивы и отражают наличие в наборе данных достаточно

четко разделяющихся групп клиентов, с разной частотой посещающих банковский офис (рис. 6–11).

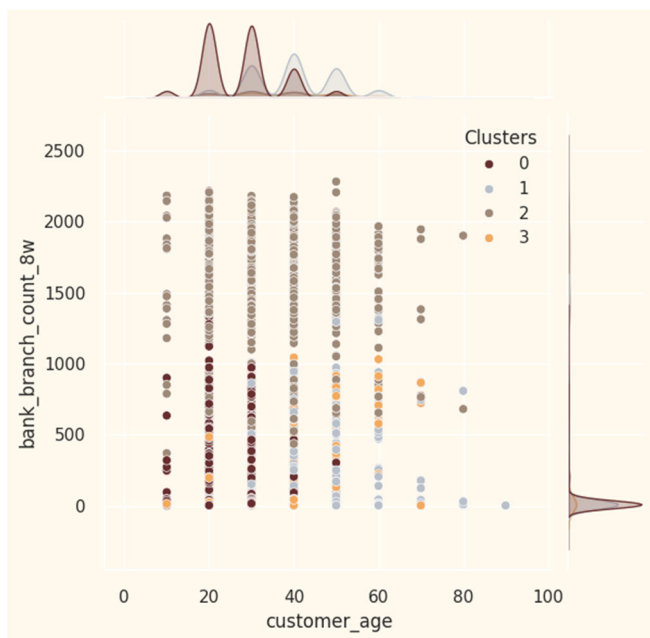


Рис. 6. Совместное распределение возраста клиента и частоты посещения им банковского офиса

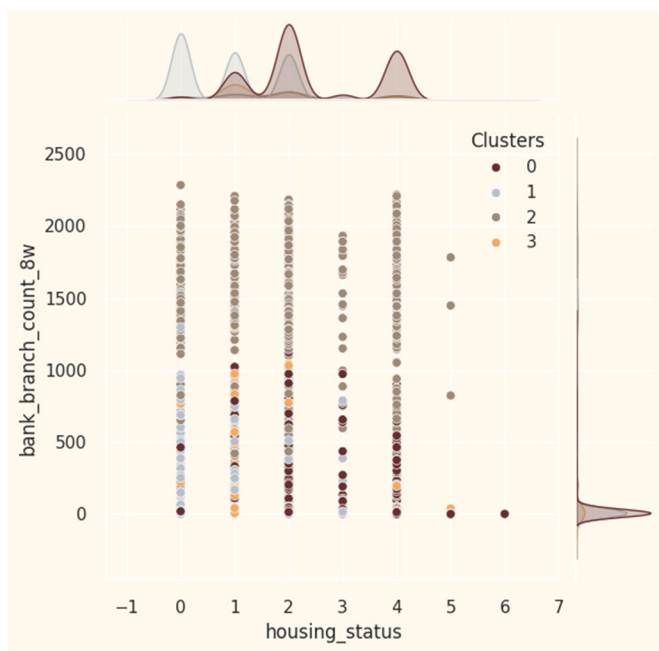


Рис. 7. Совместное распределение семейного статуса клиента и частоты посещения им банковского офиса

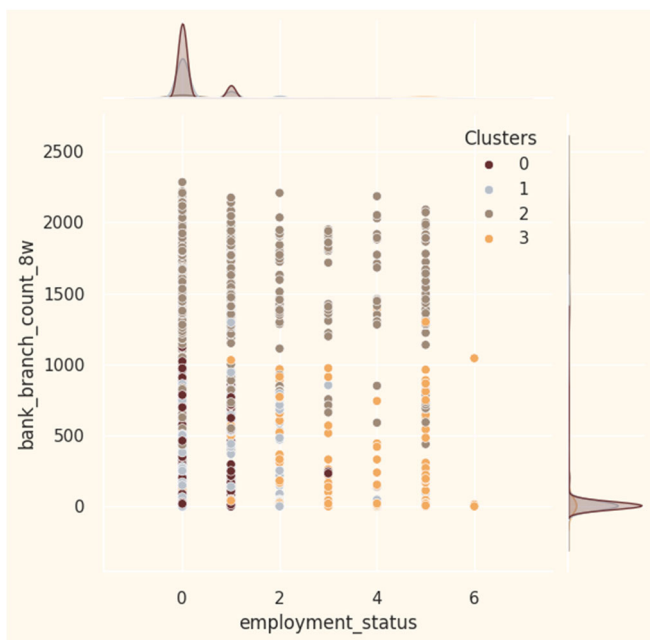


Рис. 8. Совместное распределение статуса занятости клиента и частоты посещения им банковского офиса

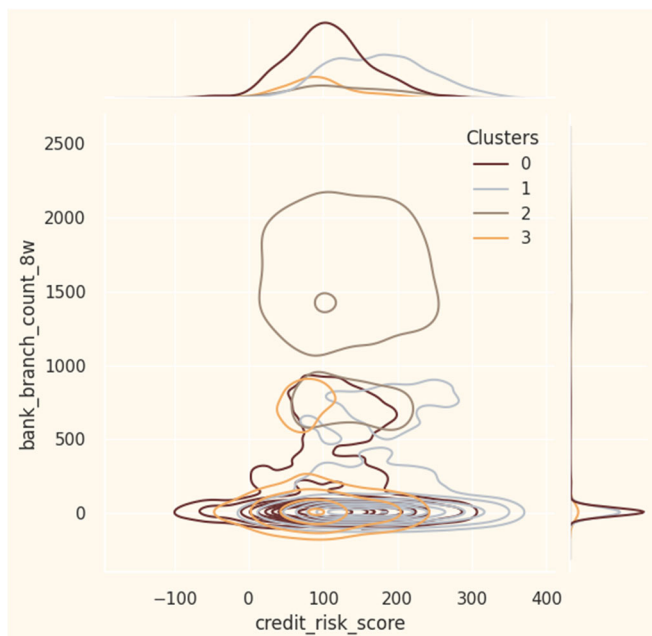


Рис. 9. Совместное распределение кредитного рейтинга клиента и частоты посещения им банковского офиса

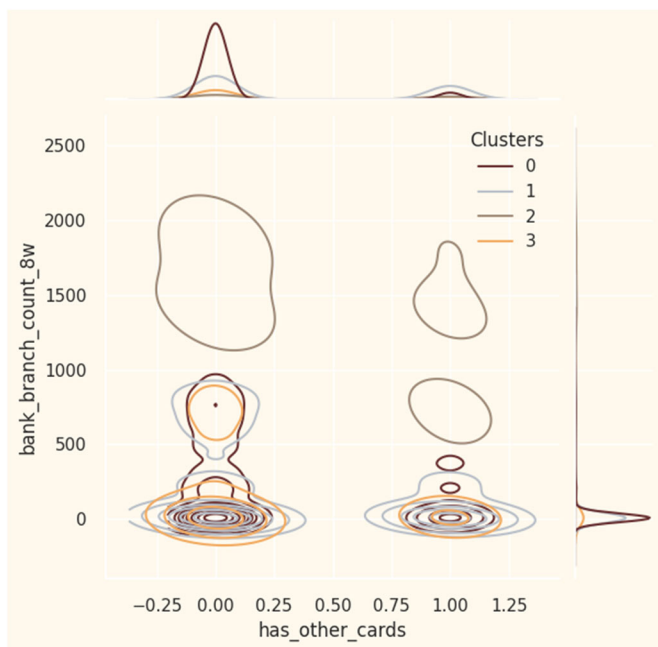


Рис. 10. Совместное распределение наличия карт других банков у клиента и частоты посещения им банковского офиса

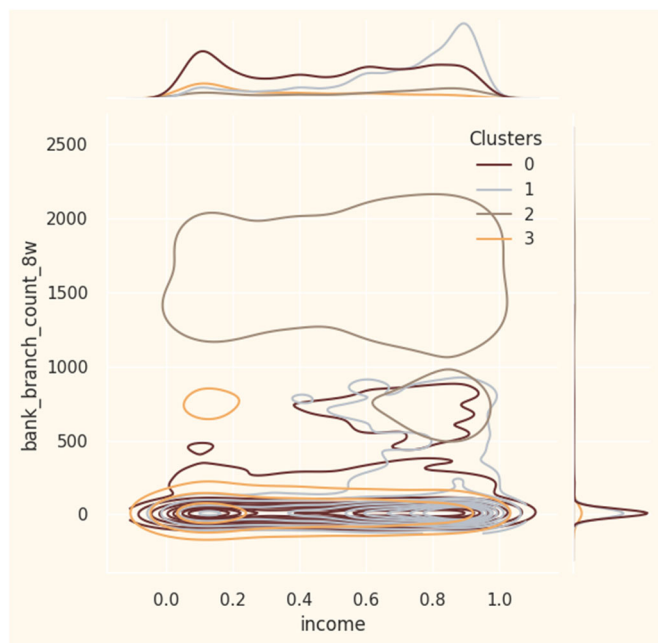


Рис. 11. Совместное распределение дохода клиента и частоты посещения им банковского офиса

В результате обобщения полученных попарных распределений сформировано итоговое описание клиентов, образующих кластеры, и произведена сегментация клиентов по типам клиентской политики (табл. 3).

Таблица 3

Сегментация клиентов по типам клиентской политики

Признак	Кластер			
	0	1	2	3
bank_branch_count_8w	редко посещающие банк	редко посещающие банк	часто посещающие банк	редко посещающие банк
income	сравнительно низкий уровень дохода	сравнительно высокий уровень дохода	не дифференцированы по уровню дохода	не дифференцированы по уровню дохода
customer_age	молодые клиенты	клиенты старшего возраста	независимо от возраста	независимо от возраста
employment_status	клиенты со статусом СА, СВ	клиенты со статусом СА, СВ, СС	клиенты со статусом СА, СВ, СС, СF	клиенты со статусом СВ, СС, СD, СE, СF, СG
credit_risk_score	сравнительно низкий кредитный рейтинг	сравнительно высокий кредитный рейтинг	кредитный рейтинг близок к медианному	сравнительно низкий кредитный рейтинг
housing_status	клиенты со статусом ВС, ВD, ВE	клиенты со статусом ВА, ВВ	клиенты со статусом ВА, ВВ, ВС, ВD, ВE	клиенты со статусом ВА, ВВ, ВС, ВD, ВE
has_other_cards	преимущественно не имеют карт других банков	преимущественно не имеют карт других банков	имеют карты других банков	преимущественно не имеют карт других банков
Активность клиентов и потенциал разработки стратегии взаимодействия	низкая активность, высокий потенциал	низкая активность, высокий потенциал	высокая активность, высокий потенциал	низкая активность, низкий потенциал
Банковская стратегия в отношении клиентов	привлечение	привлечение	удержание	работа по остаточному принципу

Таким образом, полученные результаты подтверждают наличие связи между демографическими характеристиками населения территории, типами их экономического поведения и пользования банковскими услугами. Наивысшим потенциалом с позиции сложившегося у клиента уровня дохода выступает кластер 1; с позиции возраста клиентов – кластер 0; оба кластера являются крупными по количественному составу, в то время как кластер 2 (кластер стабильных клиентов) самый малочисленный. При разработке и актуализации нишевых банковских продуктов следует ориентироваться на молодое поколение, которое по мере взросления и приобретения устойчивой профессиональной позиции перейдет из кластера 0 в кластер 1, а со сменой семейного статуса – в кластер 2 или 3 в зависимости от степени эффективности маркетинговой политики.

Для статуса занятости «СА» и «СВ» при отнесении клиента к тому или иному кластеру решающим фактором выступает возраст клиента; статус занятости «СВ» в сочетании с семейным статусом «ВА» дифференцируется в основном по уровню

экономической (кредитной) активности, о которой свидетельствует наличие или отсутствие карт других банков. В сочетании с геолокационными данными эти выводы могут служить основой для размещения фронт-офисов в районах, где проживает наибольшее количество потенциальных и действительных клиентов коммерческого банка.

Выводы. Устойчивыми паттернами поведения клиентов выступают активное посещение банковских офисов или отказ от такого посещения в пользу дистанционных банковских услуг или экономически пассивного поведения. Банковская клиентская политика должна формироваться с ориентацией на ключевые демографические характеристики целевых клиентских ниш, дифференцированных по паттернам экономического поведения. Результаты геодемографических исследований клиентов коммерческих банков могут способствовать разработке стратегий банковских структур по эффективному выполнению функций аккумуляции и перераспределения финансовых ресурсов. Конкретные меры могут дифференцироваться в различных регионах страны и адаптироваться к условиям современного этапа цифровизации банковского сектора. Результаты такой деятельности выразятся в оптимизации количества банковских подразделений и обоснованно более равномерным их распределением по территории России. Органам государственной власти РФ и регионов РФ при разработке региональных стратегий нужно учитывать границы и критерии влияния геодемографических факторов на развитие региональных социально-экономических подсистем, а также предпосылки формирования финансовых агломераций в ряде региональных социально-экономических подсистем. В научном ракурсе результаты подобных исследований могут способствовать развитию концепции геомаркетингового профиля региональной социально-экономической подсистемы и обоснованию механизмов формирования такого профиля посредством многоуровневой сегментации совокупности показателей регионального развития и показателей развития банковского сектора с использованием технологий машинного обучения.

Литература

1. Аркадьева О.Г., Березина Н.В. Формирование модели государственного регулирования развития технологий искусственного интеллекта в финансовом секторе // *Oeconomia et Jus*. 2023. № 4. С. 12–21. DOI: 10.47026/2499-9636-2023-4-12-21.
2. Манаева И.В., Растворцева С.Н. Пространственное развитие городов России: теория, анализ, моделирование. Белгород: ИД «БелГУ» НИУ «БелГУ», 2021. 196 с.
3. Наумов И.В., Седельников В.М., Аверина Л.М. Эволюция теорий пространственного развития: принципиальные особенности и современные задачи исследований // *Журнал экономической теории*. 2020. Т. 17, № 2. С. 383–398.
4. Bohórquez E., Pérez M., Alvarez R., Villón S. Marketing Strategies and Sales: Key Factors for Positioning and Growth in the Market. In: *Marketing and Smart Technologies. ICMarkTech 2022. Smart Innovation, Systems and Technologies*. Springer, Singapore, 2024, vol. 344, pp. 371–383. DOI: 10.1007/978-981-99-0333-7_27.
5. Che M., Say S.Y.A., Yu H. et al. Investigating customers' continuous trust towards mobile banking apps. *Humanit Soc Sci Commun*, 2023, vol. 10, Article no. 960. DOI: 10.1057/s41599-023-02483-3.
6. Cliquet G. From Geomarketing to Spatial Marketing. In: *Spatial Economics. Vol. II*. Palgrave Macmillan, Cham, 2021, pp. 277–305. DOI: 10.1007/978-3-030-40094-1_10.

7. Dogan O., Hizioglu A., Seymen O.F. Segmentation of Retail Consumers with Soft Clustering Approach. In: Intelligent and Fuzzy Techniques: Smart and Innovative Solutions. In: INFUS 2020. Advances in Intelligent Systems and Computing, Springer, Cham, 2021, vol. 1197, pp. 39–46. DOI: 10.1007/978-3-030-51156-2_6.

8. Grubestic T.H., Nelson J.R., Wallace D. et al. Geodemographic insights on the COVID-19 pandemic in the State of Wisconsin and the role of risky facilities. *GeoJournal*, 2022, no. 87, pp. 4311–4333. DOI: 10.1007/s10708-021-10503-5.

9. Kanjalkar J., Aole K., Ansari A., Abak H. et al. Analysis of Regular Machine Learning and Ensemble Learning Approaches for Term Insurance Prediction in Banking Data. In: Data Management, Analytics and Innovation. ICDMAI 2024. Lecture Notes in Networks and Systems, Springer, Singapore, 2024, vol. 998, pp. 201–218. DOI: 10.1007/978-981-97-3245-6_14.

10. Karachurina L.B., Mkrtchyan N.V., Savoskul M.S. New Data on Population Migration in Russia: a Challenge for Researchers? *Reg. Res. Russ.*, 2022, no. 12, pp. 51–66. DOI: 10.1134/S2079970522020034.

11. Kerzina E., Antineskul E., Patrusheva L. Geomarketing in the Placement of Retail in the Development of a Million-Plus City (on the Example of a Regional Retail in Russia, Perm). In: Science and Global Challenges of the 21st Century – Innovations and Technologies in Interdisciplinary Applications. Perm Forum 2022. Lecture Notes in Networks and Systems, Springer, Cham, 2023, vol. 622, pp. 748–773. https://doi.org/10.1007/978-3-031-28086-3_68.

12. Krylova L.V., Krylov S.V., Mudretsov A.F. et al. Structural Changes in the Russian Banking System: Directions and Evaluation. *Stud. Russ. Econ. Dev.*, 2022, no. 33, pp. 100–106. DOI: 10.1134/S1075700722010099.

13. Lin L., Huang Z., Pan C. et al. Exploring the Impact of Geographic Factors on Urban Financial Innovation in China: Insights from the Banking, Insurance, and Securities Industries. *J Knowl Econ*, 2024. DOI: 10.1007/s13132-024-01796-1.

14. Matta E., Stalidis G. Profiling Online and Physical Supermarket Customers Using Factor and Clustering Methods. In: Marketing and Smart Technologies. ICMARKTECH 2023. Smart Innovation, Systems and Technologies, Springer, Singapore, 2024, vol. 386, pp. 227–243. DOI: 1007/978-981-97-1552-7_15.

15. Moiseev V., Avilova Z., Gerasimenko O. et al. Human Capital as the Market Value of a Geomarketing and Transport System. In: Networked Control Systems for Connected and Automated Vehicles. NN 2022. Lecture Notes in Networks and Systems. Springer, Cham, 2023, vol. 510, pp. 755–761. DOI: 10.1007/978-3-031-11051-1_77.

16. Ploeckl F. Spatial Modeling. In: Handbook of Cliometrics. Springer, Cham, 2024, pp. 2553–2586. DOI: 10.1007/978-3-031-35583-7_56.

17. Saridou A.S., Vavatsikos A.P., Grigoroudis E. Multi-store consumer satisfaction benchmarking using spatial multiple criteria decision analysis. *Oper Res Int J*, 2024, vol. 24, no. 30. DOI: 10.1007/s12351-024-00818-9.

18. Ünal E., Aydın U., Koraş M. et al. Geolocation Risk Scores for Credit Scoring Models. In: Machine Learning, Optimization, and Data Science. LOD 2023. Lecture Notes in Computer Science, Springer, Cham, 2024, vol. 14506, pp 34–44. DOI: 10.1007/978-3-031-53966-4_3.

АРКАДЬЕВА ОЛЬГА ГЕННАДЬЕВНА – кандидат экономических наук, доцент кафедры финансов, кредита и экономической безопасности, Чувашский государственный университет, Россия, Чебоксары (knedlix@yandex.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4868-2365>).

Olga G. ARKADEVA

**DEMOGRAPHIC FACTORS IN THE FORMATION OF CUSTOMER POLICY
OF A COMMERCIAL BANK**

Key words: spatial banking marketing, cluster analysis, type of banking services usage, customer strategy, bank front offices.

Currently, the role of the banking sector in the existing model of spatial development and the influence of factors of demographic determination of the location of bank offices are increasing. The scientific problem here is to understand the complex relationship between the geographical and demographic contexts, as well as the concentration of financial intermediaries' services.

The purpose of this study is to identify patterns of behavior of commercial bank customers determined by demographic characteristics and to form directions of the commercial bank's customer policy based on the identified patterns.

Materials and methods. The pandas, Numpy, Matplotlib, Seaborn, Sklearn libraries were imported into the software environment for developing and executing program code in Python in the cloud – Google Colab. The Bank Account Fraud Dataset Suite (NeurIPS 2022) dataset was used to test the research hypothesis. The agglomerative clustering method was implemented in relation to the dataset, which made it possible to identify clusters of commercial bank customer activity and form their characteristics.

Results. The obtained results confirm the existence of a connection between the demographic characteristics of the territory's population, their types of economic behavior and use of banking services. Clusters with the highest potential in terms of the client's current income level and age of clients have been identified. It has been established that when developing and updating niche banking products, one should focus on the younger generation, which, as it gets older and acquires a professional position, will move to the cluster of a stable client base or will be missed by the bank depending on the effectiveness of its marketing policy. The influence of employment status and family status when assigning a client to a particular cluster has been determined. In combination with geolocation data, the clustering results can serve as a basis for placing front offices in areas where the largest number of potential and actual clients of a commercial bank live.

Conclusion. Stable patterns of customer behavior are active visits to bank offices or refusal to visit in favor of remote banking services or economically passive behavior. Bank customer policy should be formed with an orientation toward key demographic characteristics of target customer niches, differentiated by patterns of economic behavior. The results of geodemographic studies of commercial bank customers based on the proposed methodology can contribute to the development of strategies for banking structures to effectively perform the functions of accumulation and redistribution of financial resources. When developing strategic documents, the government of the Russian Federation and regions of the Russian Federation are recommended to take into account the boundaries and criteria for the influence of geodemographic factors on the development of regional socio-economic subsystems, as well as to form the prerequisites for the development of financial agglomerations in a number of regional socio-economic subsystems.

References

1. Arkadeva O.G., Berezina N.V. *Formirovanie modeli gosudarstvennogo regulirovaniya razvitiya tekhnologii iskusstvennogo intellekta v finansovom sektore* [Formation of a model of state regulation of the development of artificial intelligence technologies in the financial sector]. *Oeconomia et Jus*, 2023, no. 4, pp. 12–21. DOI: 10.47026/2499-9636-2023-4-12-21.
2. Manaeva I.V., Rastvortseva S.N. *Prostranstvennoe razvitie gorodov Rossii: teoriya, analiz, modelirovanie* [Spatial development of Russian cities: theory, analysis, modeling]. Belgorod, 2021, 196 p.
3. Naumov I.V., Sedel'nikov V.M., Averina L.M. *Evolutsiya teorii prostranstvennogo razvitiya: printsipial'nye osobennosti i sovremennye zadachi issledovaniy* [Evolution of spatial development theories: fundamental features and modern research tasks]. *Zhurnal ekonomicheskoi teorii*, 2020, vol. 17, no. 2, pp. 383–398.
4. Bohórquez E., Pérez M., Alvarez R., Villón S. Marketing Strategies and Sales: Key Factors for Positioning and Growth in the Market. In: *Marketing and Smart Technologies. ICMarTech 2022. Smart Innovation, Systems and Technologies*. Springer, Singapore, 2024, vol. 344, pp. 371–383. DOI: 10.1007/978-981-99-0333-7_27.
5. Che M., Say S.Y.A., Yu H. et al. Investigating customers' continuous trust towards mobile banking apps. *Humanit Soc Sci Commun*, 2023, vol. 10, Article no. 960. DOI: 10.1057/s41599-023-02483-3.

6. Cliquet G. From Geomarketing to Spatial Marketing. In: *Spatial Economics*. Vol. II. Palgrave Macmillan, Cham, 2021, pp. 277–305. DOI: 10.1007/978-3-030-40094-1_10.
7. Dogan O., Hiziroglu A., Seymen O.F. Segmentation of Retail Consumers with Soft Clustering Approach. In: *Intelligent and Fuzzy Techniques: Smart and Innovative Solutions*. In: INFUS 2020. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, Springer, Cham, 2021, vol. 1197, pp. 39–46. DOI: 10.1007/978-3-030-51156-2_6.
8. Grubestic T.H., Nelson J.R., Wallace D. et al. Geodemographic insights on the COVID-19 pandemic in the State of Wisconsin and the role of risky facilities. *GeoJournal*, 2022, no. 87, pp. 4311–4333. DOI: 10.1007/s10708-021-10503-5.
9. Kanjalkar J., Aole K., Ansari A., Abak H. et al. Analysis of Regular Machine Learning and Ensemble Learning Approaches for Term Insurance Prediction in Banking Data. In: *Data Management, Analytics and Innovation*. ICDMAI 2024. *Lecture Notes in Networks and Systems*, Springer, Singapore, 2024, vol. 998, pp. 201–218. DOI: 10.1007/978-981-97-3245-6_14.
10. Karachurina L.B., Mkrtychyan N.V., Savoskul M.S. New Data on Population Migration in Russia: a Challenge for Researchers? *Reg. Res. Russ*, 2022, no. 12, pp. 51–66. DOI: 10.1134/S2079970522020034.
11. Kerzina E., Antineskul E., Patrusheva L. Geomarketing in the Placement of Retail in the Development of a Million-Plus City (on the Example of a Regional Retail in Russia, Perm). In: *Science and Global Challenges of the 21st Century – Innovations and Technologies in Interdisciplinary Applications*. Perm Forum 2022. *Lecture Notes in Networks and Systems*, Springer, Cham, 2023, vol. 622, pp. 748–773. https://doi.org/10.1007/978-3-031-28086-3_68.
12. Krylova L.V., Krylov S.V., Mudretsov A.F. et al. Structural Changes in the Russian Banking System: Directions and Evaluation. *Stud. Russ. Econ. Dev*, 2022, no. 33, pp. 100–106. DOI: 10.1134/S1075700722010099.
13. Lin L., Huang Z., Pan C. et al. Exploring the Impact of Geographic Factors on Urban Financial Innovation in China: Insights from the Banking, Insurance, and Securities Industries. *J Knowl Econ*, 2024. DOI: 10.1007/s13132-024-01796-1.
14. Matta E., Stalidis G. Profiling Online and Physical Supermarket Customers Using Factor and Clustering Methods. In: *Marketing and Smart Technologies*. ICMarTech 2023. *Smart Innovation, Systems and Technologies*, Springer, Singapore, 2024, vol. 386, pp. 227–243. DOI: 1007/978-981-97-1552-7_15.
15. Moiseev V., Avilova Z., Gerasimenko O. et al. Human Capital as the Market Value of a Geomarketing and Transport System. In: *Networked Control Systems for Connected and Automated Vehicles*. NN 2022. *Lecture Notes in Networks and Systems*. Springer, Cham, 2023, vol. 510, pp. 755–761. DOI: 10.1007/978-3-031-11051-1_77.
16. Ploeckl F. Spatial Modeling. In: *Handbook of Cliometrics*. Springer, Cham, 2024, pp. 2553–2586. DOI: 10.1007/978-3-031-35583-7_56.
17. Saridou A.S., Vavatsikos A.P., Grigoroudis E. Multi-store consumer satisfaction benchmarking using spatial multiple criteria decision analysis. *Oper Res Int J*, 2024, vol. 24, no. 30. DOI: 10.1007/s12351-024-00818-9.
18. Ünal E., Aydın U., Koraş M. et al. Geolocation Risk Scores for Credit Scoring Models. In: *Machine Learning, Optimization, and Data Science*. LOD 2023. *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Cham, 2024, vol. 14506, pp 34–44. DOI: 10.1007/978-3-031-53966-4_3.

OLGA G. ARKADEVA – Candidate of Economics Sciences, Associate Professor, Department of Finance, Credit and Economic Security, Chuvash State University, Russia, Cheboksary (knedlix@yandex.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4868-2365>).

Формат цитирования: Аркадьева О.Г. Демографические факторы формирования клиентской политики коммерческого банка [Электронный ресурс] // *Oeconomia et Jus*. 2025. № 1. С. 12–27. URL: <http://oecomia-et-jus.ru/single/2025/1/2>. DOI: 10.47026/2499-9636-2025-1-12-27.