

УДК 004.67

154. МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ДАННЫХ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ БАНКОМ ФИНАНСОВЫХ РЕШЕНИЙ

Шкляр В.Ю., Костюкевич Е.В., студенты группы 377901

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

*Нагулевич Р. С. – старший преподаватель, магистр
экономических наук*

Аннотация. В статье рассматриваются современные модели и методы представления данных в интеллектуальных системах поддержки принятия решений (СППР) банковского сектора. Проведен анализ эволюции банковских информационных систем от транзакционных OLTP-платформ к аналитическим и интеллектуальным решениям на базе хранилищ данных, OLAP-технологий и методов интеллектуального анализа данных (Data Mining). Особое внимание уделено архитектуре хранилищ данных, многомерным моделям («звезда» и «снежинка»), а также интеграции машинного обучения в задачи кредитного скоринга. Рассмотрены проблемы дисбаланса данных и методы их решения, включая алгоритм SMOTE. Исследованы перспективные направления развития СППР, такие как гибридные системы искусственного интеллекта, объединяющие нейронные сети и нечеткую логику. Сделан вывод о переходе банковских систем к интеллектуальным, адаптивным и интерпретируемым моделям принятия решений, обеспечивающим повышение эффективности и снижение рисков.

Ключевые слова. СППР, банковский сектор, хранилище данных, OLAP, Data Mining, машинное обучение, кредитный скоринг, SMOTE, нейронные сети, нечеткая логика, гибридный искусственный интеллект, анализ данных, принятие решений

Информатизация привела к быстрому росту объемов цифровых данных. Это изменило подходы к управлению в финансовом секторе. Банковская индустрия переходит от традиционных подходов к высокотехнологичным. Этот процесс требует новых методов обработки информации. Информационные технологии стали основой для принятия любых финансовых или управленческих решений. Современная банковская деятельность протекает в условиях рыночной неопределенности и строгих требований регуляторов. Банкам необходимо мгновенно реагировать на поведение клиентов. Раньше ядром банковских ИТ-систем были системы обработки транзакций (OLTP). Они быстро и надежно выполняют простые операции: переводы средств, открытие счетов. Однако такие системы не подходят для глубокого анализа, выявления скрытых закономерностей и стратегического планирования. Для этих задач были созданы интеллектуальные системы поддержки принятия решений (ИСППР). Они собирают большие массивы данных, извлекают полезные знания и генерируют рекомендации. Создание эффективной ИСППР требует глубокого понимания методов представления данных. Сюда входят классические базы данных, многомерные структуры и передовые модели искусственного интеллекта. Системы поддержки принятия решений (СППР) играют ключевую роль в управлении банком. Они дают аналитикам инструменты для глубокого анализа и выработки нестандартных решений.

Основа любой СППР — это хранилище данных (Data Warehouse). Оно содержит предметно-ориентированную и неизменяемую во времени информацию. Данные поступают из разных банковских систем и проходят строгую очистку. Этап очистки включает:

- парсинг: синтаксический анализ и разбиение текста на атомарные составляющие (например, выделение индекса и региона из адреса);
- стандартизация: приведение разрозненных форматов к единым стандартам;
- валидация: сверка значений с эталонными справочниками и списками;
- обогащение: добавление новой ценной информации (демографических маркеров, внешних кредитных историй);
- консолидация: устранение дубликатов клиента и разрешение конфликтов в данных.

Современные банковские СППР используют архитектуру трехуровневого хранилища данных. Большой объем информации требует четкой схемы обработки «сырых» данных. Концептуальная схема взаимодействия источников данных, аналитических модулей и пользователей показана на рисунке 1.



Рисунок 1 – Концептуальная схема трансформации данных в ИСППР банка

На первом уровне работает центральное корпоративное хранилище. Оно собирает очищенные исторические данные банка. На втором уровне создаются витрины данных (Data Marts). Это тематические базы для конкретных задач, например, для анализа ипотеки или карточного мошенничества. На третьем уровне работают аналитики. Они используют инструменты OLAP-анализа и алгоритмы машинного обучения. Трехуровневая архитектура повышает безопасность и ускоряет работу системы. Витрины данных разделяют нагрузку разных отделов банка.

Структура витрин данных отличается от обычных операционных систем. Базовыми моделями для них служат схемы «звезда» и «снежинка».

В схеме «Звезда» центральное место занимает таблица с числовыми показателями. Вокруг нее располагаются вспомогательные таблицы с характеристиками (например, данные о клиенте, продукте или времени). Информация в этих таблицах хранится цельными блоками без сложного дробления. Благодаря этому система выдает ответы на запросы очень быстро. Главный минус такого подхода — дублирование информации. Из-за повторов данные занимают много места на серверах, а при их массовом обновлении повышается риск появления ошибок.

Схема «Снежинка» нормализует таблицы измерений. Она экономит место на диске и упрощает обновление данных. Но сложные запросы к базам данных (SQL) снижают скорость работы.

Для хранения миллиардов транзакций банки применяют гибридную архитектуру HОLAP. Детальные данные остаются в реляционной базе (ROLAP), а частые запросы сохраняются (кэшируются) в многомерной базе (MOLAP).

Классический OLAP-анализ имеет ограничения. Он проверяет только те гипотезы, которые задал аналитик. Поэтому банки внедряют машинное обучение (ML) для автоматического поиска скрытых закономерностей. Интеграция OLAP и ML происходит на разных этапах обработки данных.

Одна из главных задач банка — кредитный скоринг. Алгоритмы машинного обучения анализируют доходы, демографию и параметры займа. Цель — предсказать возможный дефолт заемщика и снизить риски банка. При скоринге возникает проблема дисбаланса данных. В банковских базах надежных клиентов всегда больше, чем должников. Обучение алгоритма на таких данных приводит к ошибке: модель может начать одобрять все заявки подряд.

Для решения этой проблемы применяют метод SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique — метод синтетического увеличения миноритарного класса). Он искусственно создает профили потенциальных должников на основе похожих реальных случаев. Это помогает алгоритму корректно распознавать признаки неплатежеспособности. В результате банк минимизирует убытки и быстрее принимает решения по кредитам.

Исследование эволюции моделей и методов представления данных в корпоративных банковских системах позволяет сформулировать комплексный научный вывод о траектории развития ИТ-инфраструктуры финансового сектора.

В сложных ситуациях, когда злоумышленники маскируют свои действия (например, при мошенничестве или отмывании денег), обычные строгие алгоритмы работают плохо. Они часто ошибаются и блокируют счета честных клиентов. Чтобы избежать таких ложных срабатываний, банки применяют гибридный искусственный интеллект, который объединяет вычислительную мощь нейронных сетей и понятность так называемой нечеткой логики.

Эти два метода отлично дополняют друг друга, скрывая взаимные недостатки. Нейронные сети прекрасно умеют находить очень сложные скрытые связи в банковских переводах, но сам алгоритм принятия решений остается для человека непонятным «черным ящиком». Нечеткая логика, напротив, использует гибкие и понятные человеку оценки, такие как «подозрительная частота операций», и оперирует вероятностями от нуля до единицы. Благодаря этому знания экспертов можно превратить в ясные компьютерные правила.

При объединении этих подходов получаются адаптивные системы. В них нейросеть автоматически анализирует поток данных, и сама настраивает правила нечеткой логики. Если финансовая операция кажется сомнительной и попадает в «серую зону», система не блокирует ее сразу. Она рассчитывает процент вероятности обмана и передает эту информацию живому специалисту для окончательной проверки. Этот гибридный подход доказал свою эффективность не только в поиске мошенников, но и в автоматической биржевой торговле, анализе рынков и оценке клиентов.

Исследование эволюции моделей и методов представления данных в корпоративных банковских системах позволяет сформулировать комплексный научный вывод о траектории развития ИТ-инфраструктуры финансового сектора.

1 Наблюдается фундаментальный сдвиг в методологии финансовой аналитики. Жестко структурированные реляционные модели (OLTP) и агрегированные многомерные гиперкубы (схемы «звезда» и «снежинка» в рамках OLAP), хотя и остаются надежным фундаментом для описательного анализа ретроспективных данных, постепенно достигают предела своей аналитической мощности. Современная аналитика банка трансформируется из обособленного исследовательского процесса и встраивается непосредственно в транзакционные процессы, проводимые в режиме реального времени.

2 Сложилась объективная необходимость в комбинировании различных аналитических методов в зависимости от специфики разнородных банковских задач. Классические статистические методы машинного обучения прекрасно зарекомендовали себя в задачах бинарной классификации кредитного скоринга, в особенности при условии применения алгоритмов ребалансировки данных, таких как SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique — метод синтетического увеличения миноритарного класса, создающий искусственные примеры для выравнивания данных). Однако в нестандартных ситуациях, когда поведение клиентов сложно предсказать (например, при выявлении мошенничества), эти алгоритмы работают хуже. Здесь более эффективны гибридные системы, которые способны оценивать вероятность угрозы на основе гибких правил и словесных описаний.

3 Внедрение ИТ в банках больше не сводится к простой автоматизации рабочих процессов. Теперь на первый план выходят доверие и прозрачность. Искусственный интеллект не может работать полностью самостоятельно, поскольку банку необходимо четко понимать логику машинных вычислений. Именно поэтому роль человека остается главной: в любых сложных или сомнительных ситуациях программа не принимает окончательного решения, а передает информацию на проверку живому специалисту. Только такой подход помогает избежать системных ошибок алгоритма и гарантирует справедливое отношение к клиентам.

4 Современные интеллектуальные системы поддержки принятия решений банка из технологий по консолидации очищенных транзакционных данных в трехуровневых хранилищах конвертируются в системы оценки с помощью гибридных ML-моделей. Информационные технологии в банке из исключительно вспомогательных инструментов превращаются в центральное ядро, которое напрямую определяет его экономическую безопасность, маржинальность деятельности, устойчивость к рискам и способность к инновационному развитию.

Список использованных источников:

19. Инмон, У. Хранилища данных: архитектура и технологии / У. Инмон. – М.: Вильямс, 2021. – 512 с.
20. Хан, Дж. Интеллектуальный анализ данных: концепции и методы / Дж. Хан, М. Камбер, Дж. Пэй. – М.: Вильямс, 2020. – 740 с.
21. Кимбалл, Р. Хранилища данных и OLAP-технологии / Р. Кимбалл, М. Росс. – СПб.: Питер, 2021. – 656 с.

22. Oracle. *The Intelligent Bank: AI and Data-Driven Transformation* [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.oracle.com>. – Дата доступа: 01.04.2026.
23. KPMG. *Intelligent Banking: The Future of Financial Services* [Электронный ресурс]. – 2025. – Режим доступа: <https://home.kpmg>. – Дата доступа: 01.04.2026.
24. IBM. *Global Banking Outlook 2025: AI and Analytics in Finance* [Электронный ресурс]. – 2025. – Режим доступа: <https://www.ibm.com>. – Дата доступа: 01.04.2026.

UDC 004.67

MODELS AND METHODS OF DATA REPRESENTATION IN INTELLIGENT DECISION SUPPORT SYSTEMS OF THE BANKING SECTOR

Shklyar V.Y., Kostyukevich E.V., student of group 377901

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus

Nagulevich R.S. – Senior Lecturer, Master of Economics

Annotation. The article examines modern models and methods of data representation in intelligent decision support systems (DSS) of the banking sector. An analysis of the evolution of banking information systems from transactional OLTP platforms to analytical and intelligent solutions based on data warehouses, OLAP technologies, and data mining methods is conducted. Special attention is paid to data warehouse architecture, multidimensional models (star and snowflake schemas), as well as the integration of machine learning into credit scoring tasks. The problems of data imbalance and methods for solving them, including the SMOTE algorithm, are considered. перспективные направления развития DSS are explored, such as hybrid artificial intelligence systems combining neural networks and fuzzy logic. It is concluded that banking systems are transitioning to intelligent, adaptive, and interpretable decision-making models that improve efficiency and reduce risks.

Keywords. decision support systems, banking sector, data warehouse, OLAP, data mining, machine learning, credit scoring, SMOTE, neural networks, fuzzy logic, hybrid artificial intelligence, data analysis, decision-making