

## **СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ БАНКІВСЬКИХ РІШЕНЬ НА БАЗІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

### **Вступ**

Автоматизовані банківські системи (АБС) є системами оперативної обробки транзакцій (OLTP – online transaction processing), які оптимізовано під виконання банківських операцій і включають деякі засоби аналізу й одержання звітів для керівництва [1]. Функції ж аналізу і управління високого рівня, такі як аналіз прибутковості, аналіз зміни курсу валюти, аналіз портфелів, аналіз стійкості банку зазвичай реалізуються поза АБС. Найчастіше використовуються засоби і системи, які розроблено третьою фірмою і виконано за іншою програмною технологією на іншій СУБД. Природно, що в такій ситуації виникає безліч проблем, пов'язаних із забезпеченням прозорості та зручності для користувача процедури обміну даними. Складність забезпечення ефективної взаємодії зумовлена, зокрема, тим, що банки почали процес автоматизації з установки АБС, а потім нарощували її засобами аналізу й управління. Спектр продуктів, які пропонуються на даний час фірмами – лідерами комп'ютерного ринку, є прекрасною базою щодо створення інтегрованого рішення для банків від АБС (OLTP-систем) до засобів підтримки прийняття рішень. А використовуючи засоби OLAP, які дозволяють ефективно вирішувати задачі аналізу, прогнозування і планування, можна розробити повну і закінчену систему банківського аналізу та управління. У даній статті описується підхід до створення системи управління банком, який базується на інтегрованому підході з використанням концепції сховища даних (Data Warehouse), оперативної аналітичної обробки (OLAP) і нейромережевої парадигми.

### **1 Структура автоматизованої банківської системи**

АБС – це система OLTP, що автоматизує щоденні рутинні банківські операції. Структура даних АБС спроектована для швидкого й ефективного виконання елементарних дій, з яких складаються банківські операції (увести проводку, укласти угоду, нарахувати відсотки тощо). Більшість даних, з якими працює АБС, – це поточні, «сьогоднішні» дані: для виконання операцій зазвичай необхідні тільки ці значення параметрів, і лише до них забезпечується швидкий і зручний доступ; «історичні» значення, що відносяться до минулого, як правило, зберігаються в АБС винятково з метою архівації та надзвичайно рідко використовуються в операціях, тому в структурі даних АБС відсутня важлива для аналізу розмірність – час.

Модель даних АБС підтримує операційні процеси в банку і являє сутності бізнес-процесів; їхні атрибути зручно вводити і модифікувати, але не аналізувати. Набір атрибутів множинний, але не багатовимірний: атрибути, які мають той самий зміст для аналітиків, можуть бути подані різними полями в таблицях, що описують сутності. Більш того, іноді для їхнього одержання необхідно провести обчислення. Наприклад, для банківських операцій на валютному або фондовому ринках, чи на ринку міжбанківських кредитів використовуються різні формули обчислення прибутковості угоди [1, 2]. У повнофункціональних АБС ці операції провадяться, як правило, у різних модулях. Тому одержання аналітичної характеристики «прибутковість за типами інструментів» зажадає додаткових зусиль. З іншого боку, для аналітичної обробки необхідні регулярні багатовимірні структури, а стандартні математичні методи (і пакети) використовують багатовимірні матриці. Проведення статистичного аналізу вимагає доступу до великого обсягу даних. Час – найбільш істотний вимір, і звичайно аналіз провадиться з метою виявлення визначених тенденцій – спочатку аналізуються дані про минуле і сьогодення, а потім виявлена тенденція екстраполюється на майбутнє. Таким чином, два типи діяльності – повсякденні операції банку й аналітична обробка – вимагають

як різних структур даних, так і різних процедур доступу й обробки інформації. Як правило операції банку й аналітична обробка реалізуються в двох окремих системах, і для забезпечення взаємодії між ними потрібен модуль інтерфейсу. Найчастіше це програма, яка здійснює односпрямоване (від АБС до аналітичної системи) перетворення й інтеграцію даних. Однак такий модуль інтерфейсу можна розглядати як необхідний «інтелектуальний» проміжний шар між АБС і системою OLAP, що володіє кількома важливими властивостями систем підтримки сховища даних. Саме цей шар, набагато більш могутній, ніж просто перетворювач даних, здатний істотно розширити можливості всієї системи, а також забезпечити користувачеві додаткові зручності.

## 2 Роль інтелектуального шару в АБС

Внаслідок розходження в природі об'єктів: простих у системі OLTP (АБС) і складних (складених, агрегованих) у системі OLAP, – є необхідним проміжний «інтелектуальний» шар. Для проведення високорівневого предметно-орієнтованого аналізу необхідно побудувати на основі елементарних понять АБС (рахунки, проводки тощо) складні предметно-орієнтовані об'єкти, які будуть використовуватися для наступної обробки в системі OLAP. У разі відсутності такого шару засоби OLAP будуть працювати вхолосту, оскільки аналітику знадобиться оперувати не фінансово-економічними, а обліково-бухгалтерськими категоріями. Перелічимо стандартні для сховищ даних операції перетворення й інтеграції даних: завантаження даних з різних джерел (АБС, зовнішніх систем тощо, зокрема консолідація даних з філій); перевірка і фільтрація даних; визначення метаданих (предметно-орієнтованих об'єктів); агрегація даних.

Однак, крім стандартних операцій в «інтелектуальному» шарі бажано мати: інтерактивне визначення метаданих (об'єктів); інтерактивний аналіз і контроль, моніторинг параметрів АБС і обумовлених користувачем показників; визначення об'єктів, які залежать від часу, зміни даних у сховищі. Таким чином, у повній інтелектуальній системі управління банком можна виділити три рівні, відмінність між якими полягає в об'єктах, з якими ці рівні працюють, і функціями, які ними виконуються: АБС (система OLTP), проміжний інтелектуальний рівень, система OLAP.

Перший рівень (АБС) оперує елементарними поняттями, такими як рахунок, проводка, угода тощо. Поняття вищого рівня, такі як прибутковість за продуктом, або прибутковість підрозділу, достатність капіталу банку тощо, визначаються на другому рівні. Цей рівень є критично важливим для успішної реалізації всієї системи управління банком. Об'єкти, обумовлені на цьому рівні, можуть або забезпечувати консолідоване подання елементарних даних або бути новими, «неопераційними» поняттями, що доступні для аналізу на даному і наступному рівнях. Третій рівень (аналітичний інструментарій OLAP) включає могутні засоби перегляду даних, а також засоби моделювання і статистичної обробки. Для простих аналітичних запитів вистачить і засобів перегляду, а саме: багаторівневої деталізації, знаходження найбільших і найменших значень тощо.

Розглянемо докладніше середній рівень системи – інтелектуальну обробку фінансової інформації. Крім стандартних функцій перетворення й інтеграції даних у даному шарі реалізуються: інтерактивне визначення об'єктів, інтерактивний аналіз і контроль, визначення залежних від часу об'єктів, можливість вносити зміни в дані, що зберігаються.

Розглянемо першу і другу властивості. Дані властивості забезпечують інтерактивне визначення об'єктів, аналіз і моніторинг. Чому вони є такими важливими? Справа в тому, що багато показників мають складну структуру (формулу обчислення), але в той же час винятково важливо контролювати їхнє значення протягом операційного дня. Основні показники такого роду звичайно обчислюються в АБС і можуть бути проконтрольовані. Але, щоб найефективніше керувати банком, необхідно розширити перелік таких показників. Використовуючи першу властивість, користувач може в будь-який момент визначити новий показник, а за допомогою другої – здійснити моніторинг значень і почати коригувальні дії. Третя

властивість забезпечує підтримку показників, що описуються формулами, які змінюються в часі. В українській практиці часто зустрічається ситуація, коли коефіцієнти формул і навіть самі формули розрахунку багатьох обов'язкових показників змінюються. Тому для забезпечення коректності звітів і результатів аналізу за тривалий проміжок часу необхідно мати засіб опису залежності формули від часу (історію зміни формули). З теоретичної точки зору потрібна ще одна розмірність – «тимчасова версія» об'єкта. Наявність таких засобів забезпечує додаткову гнучкість при проведенні аналізу. Четверта властивість, яка важлива сама по собі для багатьох реалізацій сховищ даних, виявляється абсолютно необхідною в українській практиці. Вона дозволяє вирішити проблеми заключних оборотів, виправлення помилок (будь-якої природи) і забезпечення правильного функціонування аналітичних пакетів при введенні законів і правил обліку, що діють «заднім числом».

### **3 Нейромережевий підхід до аналізу банківських задач**

Розглянемо можливість реалізації властивості інтерактивного аналізу і контролю даної системи на основі нейромережевої парадигми. Один із можливих підходів до багатовимірного і зазвичай нелінійного інформаційного ряду фінансового ринку полягає в тому, щоб по можливості наслідувати зразки поведінки учасників ринку, використовуючи такі методи штучного інтелекту, як експертні чи нейромережеві системи. На моделювання процесів прийняття рішень цими методами було витрачено багато зусиль. Виявилось, що експертні системи в складних ситуаціях добре працюють лише тоді, коли системі притаманна внутрішня стаціонарність [2]. Нейронні мережі пропонують зовсім нові багатообіцяючі можливості для банків [2, 3] на противагу підходу, заснованому на застосуванні правил, який прийнято в експертних системах.

Здатність до моделювання нелінійних процесів, до роботи із зашумленими даними й адаптивність надають можливості застосовувати нейронні мережі для розв'язання широкого класу фінансових задач: виявлення закономірностей шляхом аналізу часових рядів чи рядів аналізу перетинів, їх можна використовувати там, де звичайно застосовувалися лінійні та нелінійні моделі, наприклад щодо оцінки кредитоспроможності, процедури розгляду заявок на позички, найкращого розподілу активів, оцінки волатильності, управління валютними активами, технічного аналізу, і таке інше [3, 4]. Розглянемо розв'язання однієї з простих фінансових задач, реалізованих на основі нейронної мережі – кластеризації послуг для клієнтів банку.

Для розв'язання поставленої задачі з урахуванням переваг і недоліків нейронних мереж було обрано топологію модульної нейронної мережі. Кожен модуль нейронної мережі є вузлом, який містить нейронну мережу, що вирішує задачу класифікації – ймовірнісну нейронну мережу, багат шаровий перцептрон, мережу радіальної базисної функції [5,6].

На вхід алокатора подавалася навчальна вибірка, яка містила закодовані анкетні дані клієнтів банку і їх належність до визначеного сегмента ринку. Алокатор подає навчальну вибірку на три модулі в залежності від типу класифікаційної задачі, зокрема, якщо на виході модульної мережі кінцевий користувач вирішує задачу вибору найперспективнішої банківської послуги, то алокатор передає навчальну вибірку мережі багат шарового перцептрона; якщо кінцевому користувачеві необхідна інформація про ймовірність приналежності до кожного виду банківських послуг, то алокатор передає навчальну вибірку ймовірнісній нейронній мережі. Але, якщо кінцевий користувач не задає виду вихідної інформації, то алокатор передає інформацію всім трьом модулям.

Після навчання нейронних мереж у кожному модулі інформація надходить до координатора модульної мережі. Координатор містить сукупність критеріїв оцінки якості класифікації. Результати класифікації, які отримані на попередньому етапі, порівнюються координатором і на вихід загальної модульної мережі надходять або усереднені значення, або значення, отримані мережею, що має найменшу помилку класифікації.

У випадку, якщо отримані результати не задовольняють необхідної точності прогнозу, відбувається процес корегування вагових коефіцієнтів мереж і процес перенавчання повторюється до досягнення необхідного результату. Після навчання модульної нейронної мережі процес корегування точності прогнозування здійснюється динамічно в процесі її експлуатації. У випадку невідповідності між прогнозом виду послуги і реальною обраною послугою мережа автоматично заносить нові дані до навчаючої вибірки і перелаштовує відповідним чином свої вагові коефіцієнти.

#### 4 Експериментальні результати

Вивчаючи всі статистичні дані, а також інформацію щодо персональних характеристик клієнтів банку, виявлено вплив на вибір послуги особистих переваг, фінансового положення, родинного стану, сегмента ринку, до якого належить клієнт. Було проведено двокрокове статистичне дослідження за кожною з розглянутих послуг. На першому кроці було обрано всі фактори, що є характеристиками пропонованих послуг, і, використовуючи дисперсійний аналіз, зведено до обмеженого числа факторів. На другому кроці було проведено класифікацію всіх клієнтів, які обрали хоча б одну послугу з наданого переліку. Крім того, вдалося виявити моменти, що є самими істотними при класифікації клієнтів за групами.

Після проведення дисперсійного аналізу було виявлено такі характеристики, що впливають на приналежність клієнта до визначеного спектра послуг банку: сегмент ринку, вік, родинний стан, район проживання, досвід роботи з банками тощо. Навчальна вибірка для модульної нейронної мережі містила 7 вхідних векторів  $X_1, \dots, X_7$  і три вихідних  $Y_1, \dots, Y_3$ . На етапі навчання модульної нейронної мережі на вхід алокатора надходить навчальна вибірка обсягом 500 анкетних даних клієнтів. Для навчання нейронних мереж були задані вагові коефіцієнти й алгоритми навчання. На етапі навчання ймовірнісна нейронна мережа мала помилку  $E=0,15$ , мережа радіальної базисної функції –  $E=0,25$ , багатошаровий перцептрон –  $E=0,28$ . На етапі навчання ймовірнісна нейронна мережа була прийнята як результуючий вихід.

На етапі тестування модульної нейронної мережі обсяг вхідної вибірки склав 500 анкетних даних по клієнтам. Було отримано такі результати: ймовірнісна нейронна мережа мала помилку  $E=0,18$ , мережа радіальної базисної функції –  $E=0,30$ , багатошаровий перцептрон –  $E=0,32$ .

При експлуатації даного модуля маркетолог здійснює прогнозування спектра послуг після введення анкетних даних клієнтів банку. На екран виводиться вид послуги, найбільш перспективної як для поточного клієнта, так і для банку, з урахуванням персональних характеристик клієнта і сегмента ринку, до якого він відноситься. У випадку, коли вибір клієнта не збігся з отриманим прогнозом, до анкети заноситься реально обрана послуга і відбувається перенавчання нейронної мережі з корегуванням помилки. Таким чином, нейронна мережа динамічно корегує точність свого прогнозу.

**Список літератури:** 1. А.В.Мельников *Риск-Менеджмент: Стохастический анализ рисков в финансах и страховании*. М.: Изд-во «Анкил», 2001. 112 с. 2. Бэстенс Д.Э., ван ден Берг В.М., Вуд Д. *Нейронные сети и финансовые рынки: Принятие решений в торговых операциях*: Пер. с англ. М.: ТВП, 1997. 236 с. 3. Назаров А.В., Лоскутов А.И. *Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем*. М.: Наука и техника, 2003. 384 с. 4. D. Fletcher, E. Gos *Forecasting with Neural Networks – An Application Using Bankruptcy Data, Information and Management*. 1993. Vol. 24. Pp. 159 – 167. 5. Specht, D.F. *Probabilistic Neural Networks, Neural Networks*, vol. 3, P. 109 – 118. 6. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. *Основы теории искусственных нейронных сетей*. Харьков: ТЕЛТЕХ, 2002. 317 с.