

На правах рукописи

МООР Антон Павлович

**МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОПЕРАЦИЙ ПО
ПЛАСТИКОВЫМ КАРТАМ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ НЕЧЕТКОЙ
ЛОГИКИ**

**Специальность 05.13.18 - математическое моделирование,
численные методы и комплексы программ**

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание
ученой степени кандидата технических наук

Тюмень – 2006

Работа выполнена на кафедре информационных систем Института математики и компьютерных наук Государственного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Тюменский государственный университет»

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Глухих Игорь Николаевич

Официальные оппоненты: доктор технических наук, профессор
Шапцев Валерий Алексеевич

кандидат технических наук, доцент
Каратун Сергей Михайлович

Ведущая организация: Институт криосферы Земли
СО РАН, г. Тюмень

Защита диссертации состоится 20 декабря 2006 года в 14-00 часов на заседании диссертационного совета К 212.274.01 при Государственном образовательном учреждении высшего профессионального образования «Тюменский государственный университет» по адресу: 625003, г. Тюмень, ул. Перекопская, 15а, аудитория 217.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Тюменского государственного университета.

Автореферат разослан 20 ноября 2006 г.

*Ученый секретарь
диссертационного совета
кандидат физ.-мат. наук*

Бутакова Н. Н.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы. Тема идентификации операций по пластиковым картам становится все более актуальной с проникновением электронных платежных документов в повседневную жизнь. Широкое распространение пластиковых карт на финансовом рынке значительно повышает требования к функциональным возможностям и, следовательно, к технологиям работы с электронными носителями, позволяющими совершать денежные операции.

Применение идентификации осуществляется, в частности, в области обнаружения мошенничества по пластиковым картам (далее – МПК). Системы обнаружения мошенничества уже показали свою необходимость и эффективность. И, вместе с тем, многое в этой области еще не исследовано.

Задача обнаружения МПК является сложно формализуемой и слабоструктурированной. На сегодняшний день не существует общепринятой технологии, обеспечивающей достаточный уровень надежности идентификации. В современных условиях в системах обнаружения МПК используются технологии искусственного интеллекта, которые являются перспективным направлением развития компьютерных наук. Вместе с тем, применяемые методы построения систем обладают рядом недостатков. Исследование применения нечеткой логики к задаче обнаружения МПК представляется одним из способов, позволяющих избавиться от этих недостатков. Природа области обнаружения мошенничества в электронной среде, где широко применяются эвристические экспертные методы идентификации, соответствует сущности нечеткой логики, основным принципом которой являются мягкие вычисления на основе лингвистических форм представления информации и моделирование рассуждений человека.

Со времени создания теории нечетких множеств было опубликовано большое количество работ, посвященных нечеткой логике. Ведущие ученые этого направления – Асаи К., Заде Л., Мамдани Е., Кофман А., Сугено М., Такаги Т. Среди российских ученых, занимающихся проблематикой нечеткой

логики, следует отметить Круглова В. В., Кузьмина А. В., Ускова А. А и др.

Вопросам предотвращения и обнаружения МПК посвящено большое количество литературы, носящей скорее утилитарный характер. Интерес в этой области представляют издания платежных систем и специальных департаментов правоохранительных органов различных стран, а также компиляции накопленных знаний в виде книг, содержащих обзоры проблемы обнаружения мошеннических операций с пластиковыми картами. В то же время в научно-технической литературе практически не освещены вопросы разработки методов и моделей идентификации и обнаружения МПК на базе нечеткой логики.

Таким образом, изучение вопросов применения нечеткой логики к идентификации операций по пластиковым картам, а также разработка моделей и алгоритмов обнаружения МПК имеют большое значение не только для отдельных финансовых институтов, но и для экономики страны в целом.

Цель работы состоит в совершенствовании технологий идентификации финансовых операций через создание информационной системы обнаружения мошенничества по пластиковым картам с помощью моделей и алгоритмов на основе методов нечеткой логики и ситуационного анализа.

Для достижения поставленной цели в работе решаются следующие **задачи**:

- исследование возможности применения методов нечеткой логики к задаче обнаружения МПК;
- построение математической модели процесса обнаружения мошенничества по пластиковым картам;
- создание информационной модели системы обнаружения мошенничества;
- разработка алгоритмов работы информационной системы МПК;
- создание технологии идентификации операций по пластиковым картам, которая может стать основой для разработки информационной системы обнаружения МПК;

– апробация предложенных моделей и технологии.

Объект исследования – операции с использованием пластиковых карт.

Предмет исследования – модели и алгоритмы идентификации операций по пластиковым картам.

Методы исследования

При построении и исследовании математической модели информационной системы обнаружения финансового мошенничества использовались методы общей алгебры, теории алгоритмов, теории множеств, теории нечетких множеств. Для создания технологии и инструментальных средств применялись методы системного анализа, экспертного оценивания и разработки программных средств.

Научная новизна и теоретическая значимость:

- уточнены возможности применения методов нечеткой логики к задаче идентификации операций;
- разработана математическая модель процесса обнаружения МПК;
- для модели впервые предложены методы и алгоритмы количественной оценки эффективности обнаружения мошенничества;
- созданы алгоритмы обнаружения мошенничества;
- предложена реализация информационной системы обнаружения мошенничества.

Практическая ценность работы

На основе предложенной модели разработана технология обнаружения мошеннических операций с электронными платежными средствами, позволяющая решать задачу идентификации финансовых операций.

На базе созданной технологии разработан программный комплекс, поддерживающий эффективную деятельность системы прохождения транзакций. Разработанные технологии внедрены в работе одного из ведущих банков РФ.

Апробация работы

Результаты исследования прошли апробацию на следующих конференциях: VII Всероссийская научная конференция с международным участием «Новые информационные технологии. Разработки и аспекты применения» (Таганрог, 2004); III Региональная научно-практическая конференция «Информационные недра Кузбасса» (Кемерово, 2004); II Международная научно-практическая конференция «Инновационные технологии научных исследований социально-экономических процессов» (Пенза, 2004); Двенадцатая Международная конференция «Математика. Компьютер. Образование» (Пушино, 2005); Межрегиональная конференция, посвященная 30-летию факультета математики и компьютерных наук Тюменского государственного университета «Современные математические методы и информационные технологии в образовании» (Тюмень, 2005), Интернет-конференция «Информационные технологии и телекоммуникации в образовании, экономике и управлении регионом» (Тюмень, 2006).

На защиту выносятся:

- математическая модель обнаружения МПК;
- методы, способы и алгоритмы идентификации финансовых операций в электронной среде, позволяющие обнаруживать мошеннические операции и оценивать эффективность обнаружения;
- технология разработки информационной системы обнаружения финансовых нарушений;
- программный комплекс, обеспечивающий работу с электронными платежными документами и осуществляющий обнаружение МПК в режиме реального времени.

Публикации

По материалам диссертации опубликовано 9 работ.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, содержит 124 страницы, в т. ч. 9 рисунков и 4 таблицы. Список литературы включает 112 источников. Приложение к диссертации

представлено 2 наименованиями.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертационной работы, сформулированы цели и задачи исследования, показаны научная новизна и практическая значимость работы.

В первой главе «Введение в проблематику мошенничества с использованием пластиковых карт» рассмотрена сущность мошенничества, актуализированы задачи обнаружения мошенничества, осуществлена ситуационная постановка задачи обнаружения МПК, выполнен анализ существующих подходов, средств, инструментов и методов обнаружения мошенничества, сформирована концептуальная схема информационной системы, определены основные подходы решения задачи и количественные критерии эффективности обнаружения мошенничества.

Рассмотрены методы обнаружения мошенничества на основе нейронных сетей, экспертных систем, гибких критериев, статистических методов и интеллектуального анализа данных. Обсуждаются преимущества и недостатки этих методов, затрагивается тема использования нечеткой логики в системах обнаружения мошенничества. Основным итогом исследования методов становится вывод о том, что нечеткая логика может использоваться в качестве основного метода построения системы обнаружения МПК, тогда как в настоящее время она используется в информационных системах обнаружения мошенничества скорее как вспомогательный инструмент.

В заключение главы формулируются основные принципы построения информационной системы обнаружения МПК с учетом полученных результатов исследования предметной области и существующих подходов решения задачи.

Вторая глава «Модели обнаружения мошенничества» посвящена постановке задачи обнаружения мошенничества; разработке математических моделей; применению методов нечеткой логики к реализации математической

модели; моделям представления данных и построению информационной модели системы обнаружения мошенничества.

Описание математических моделей

Пространство транзакций

Основой пространства транзакций является множество T операций по пластиковым картам.

Каждая транзакция $t \in T$ характеризуется набором своих атрибутов $H = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$. Каждому атрибуту h_i ставится во взаимно однозначное соответствие множество его возможных значений S_i , входящее в семейство множеств $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$. В общем случае $S_i \not\subseteq R$, $S_i \neq R$.

Отображение $\varphi: T \rightarrow S$ ставит в соответствие каждой транзакции t значения ее атрибутов $\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$.

Из множества атрибутов транзакции можно выделить $K \subseteq H$ – множество базовых атрибутов и $J \subseteq H$ – множество производных атрибутов, $K \cup J = H$, $K \cap J = \emptyset$.

$\forall h_i \in J$ существует отображение $\psi_i: (S - S_i) \rightarrow S_i$, которое определяет правила вычисления атрибута, причем существует по крайней мере одна последовательность $\psi_{i1}, \psi_{i2}, \dots, \psi_{im}$, где $m = |J|$ – мощность множества J , которая позволяет последовательно вычислить значения каждого производного атрибута.

На практике зачастую $\psi_i: S_j \rightarrow S_i$, $h_j \in K$, то есть существует прямая зависимость производного атрибута от базового.

Таким образом, пространство транзакций – это система $T_S = \langle T, H, S, \varphi, \psi \rangle$.

Система нечеткого вывода

Определение 1. Нечетким множеством мошеннических транзакций будем называть нечеткое подмножество $A \subseteq T$, характеризующееся функцией μ_A принадлежности множеству A , $\mu_A(t) \in [0; 1]$.

Аналогичным образом определим нечеткое множество B аутентичных (не

мошеннических) транзакций с функцией принадлежности μ_B .

Определение 2. Множеством определено мошеннических транзакций назовем четкое подмножество $A_p \subseteq T$: для любой $t \in A_p$ в рамках модели можно определенно говорить о том, что она является мошеннической.

Аналогичным образом определяется четкое множество B_p аутентичных транзакций. Множества A_p и B_p не пересекаются, $A_p \cup B_p = T$.

Теорема 1. О существовании решения задачи.

$$\forall \varepsilon \in (0; 1) \exists \mu_A: \forall t_1 \in A_p, t_2 \in B_p \mu_A(t_1) > \varepsilon, \mu_A(t_2) < \varepsilon.$$

Определение 3. Нечетким значением атрибута транзакции будем называть нечеткую переменную D , представляющую собой набор $D = \langle \alpha, S_i, A_{S_i} \rangle$, где

α - наименование значения;

S_i – (четкое) множество значений атрибута, на котором определено нечеткое значение D ;

A_{S_i} – нечеткое множество, определенное на S_i , с соответствующей функцией принадлежности μ_{S_i} .

Определение 4. Лингвистическим атрибутом будем называть лингвистическую переменную $\gamma = \langle \beta, L, S_i, G, M \rangle$, где

β - наименование лингвистического атрибута;

L – множество термов лингвистического атрибута;

S_i – область определения лингвистического атрибута, множество (четких) значений атрибута;

G – синтаксическая процедура, которая позволяет оперировать значениями терм-множества L ;

M – семантическая процедура, которая позволяет сопоставить любому элементу расширенного терм-множества $L \cup G(L)$ нечеткое значение атрибута.

Определение 5. Высказывание $\tau = \langle \gamma \text{ есть } D \rangle$ назовем частным критерием мошенничества.

В частном критерии мошенничества лингвистический атрибут γ и нечеткое значение атрибута D связаны отношением

$$D \in M(L \cup G(L)), \gamma = \langle \beta, L, S_i, G, M \rangle,$$

то есть нечеткое значение D является продуктом применения семантической процедуры M лингвистического атрибута γ к его расширенному термножеству.

Определение 6. Будем называть антецедентом (предпосылкой) правила обнаружения мошенничества набор частных критериев мошенничества $\{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n\}$.

Консеквентом (следствием) правила обнаружения мошенничества назовем высказывание « μ_A есть D_μ », где D_μ - специальная нечеткая переменная, определенная на μ_A .

Антецедент и консеквент составляют вместе правило обнаружения мошенничества ω .

К системе правил $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ применимы методы нечеткого логического вывода. Входными данными для алгоритма нечеткого вывода является транзакция t вместе со значениями своих атрибутов. Результатом работы алгоритма становится вычисленное значение $\mu_A^* = F_z(t)$, где F_z - процедура нечеткого логического вывода.

Сформированная система нечеткого вывода F_S определяется тройкой $F_S = \langle A, B, \Omega \rangle$.

Базовая модель обнаружения мошенничества $\langle T_S, F_S \rangle$ состоит из пространства транзакций и системы нечеткого вывода.

Критерии эффективности

Установив некоторое ε , будем считать четкое множество $A^* = \{t: \mu_A^* \geq \varepsilon\}$ результирующим множеством мошеннических операций, и, аналогично, $B^* = \{t: \mu_A^* < \varepsilon\}$ - множеством аутентичных операций.

В качестве показателей эффективности решения задачи будем использовать вероятности ошибок первого и второго рода.

Ошибка первого рода E_{R1} - вероятность «принять» мошенническую транзакцию за аутентичную (неверное отвержение правильной нулевой

гипотезы): $E_{R1} = \frac{|B^* \cap A_p|}{|A_p|}$, где $|X|$ - мощность соответствующего множества.

Ошибка второго рода E_{R2} – это вероятность «принять» аутентичную операцию за мошенническую (ошибочное принятие ложной нулевой гипотезы):

$$E_{R2} = \frac{|A^* \cap B_p|}{|B_p|}.$$

Теорема 2. Если $E_{R1}=0$ и $E_{R2}=0$, то $A^*=A_p$ и $B^*=B_p$.

Следствие 1. Для того чтобы $E_{R1}=0$, $E_{R2}=0$ необходимо, чтобы $|A^*|=|A_p|$.

Таким образом, критерием проверки эффективности построенной системы нечетких правил может быть проверка необходимого условия $|A^*|=|A_p|$.

На практике удобнее проверять близость соотношений $\frac{|A^*|}{|T|}$ и $\frac{|A_p|}{|T|}$. Если

$\frac{|A^*|}{|T|} \ll \frac{|A_p|}{|T|}$, то можно с определенной долей уверенности говорить о высокой

ошибке первого рода системы. Если $\frac{|A^*|}{|T|} \gg \frac{|A_p|}{|T|}$, то можно говорить о высокой ошибке второго рода.

Если соотношение $\frac{|A_p|}{|T|}$ бывает известно из статистических исследований,

то соотношение $\frac{|A^*|}{|T|}$, в частности, значение $|A^*|$ необходимо вычислять для построенной системы правил и выбранного ε .

Исходя из природы задачи, множества значений атрибутов $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ дискретны. Имея достаточно наблюдений о транзакциях за прошедшее время, можно для каждого атрибута получить его спектральное распределение вероятностей $f_i(s_i)$.

Имея распределение $f_i(s_i)$, можно получить распределение значений функции принадлежности частного критерия мошенничества $f_\tau(\mu_D) = \sum_{\mu_D(s_i)=\mu_D} f_i(s_i)$,

где $\mu_D(s_i)$ – функция принадлежности соответствующего нечеткого атрибута.

Далее могут быть последовательно получены распределения antecedентов правил ω , и распределения значений функции принадлежности μ_A .

Самым простым способом получения распределения antecedента правила ω на основе распределения частных критериев является применение алгоритма нечеткого вывода ко всем элементам области определения распределения каждого критерия τ с накоплением суммы произведения значений их распределения.

Аналогичным образом можно получить распределение принадлежности μ_A из распределения antecedентов правил ω .

Интересующее нас соотношение мощностей множеств вычисляется следующим образом:

$$\frac{|A^*|}{|T|} = 1 - F(\mu_A) = \sum_{\mu \geq \varepsilon} f(\mu_A).$$

Обратная задача

Определение 7. Обратным набором правил будем называть набор $\Omega' = \{\omega'_1, \omega'_2, \dots, \omega'_n\}$, состоящий из правил нечеткого вывода.

Отличия обратного набора правил Ω' от набора «прямых» правил Ω заключаются в следующем:

- консеквент правила ω' записывается, как « μ_B есть D_{μ} »;
- результатом нечеткого вывода является значение μ_B^* – степень принадлежности транзакции множеству аутентичных.

В силу того, что множества A и B связаны между собой отношением дополнения, можно найти результат пересечения множества A мошеннических транзакций и множества \bar{B} транзакций, не являющихся аутентичными:

$$\mu_{A \cap \bar{B}}^* = \min(\mu_A^*, 1 - \mu_B^*).$$

В качестве причин отделения обратных правил от системы «прямых» правил, можно назвать следующие:

- система обратных правил позволяет упростить набор правил, разбив его на два непересекающихся подмножества Ω, Ω' ;
- упрощение задачи организации ввода знаний: эксперт может испытывать затруднения с преобразованием знания о том, какая транзакция является аутентичной в знание о признаках мошеннической транзакции.

Обозначим обратный набор правил через R_S .

Процедуры самообучения

Определение 8. Обучающей выборкой будем называть четкое подмножество $P \subset T$.

$\forall p \in P \exists \eta_A(p)$ – выборочное значение функции принадлежности множеству мошеннических транзакций $\mu_A(p)$. В рамках модели будем считать, что $\mu_A(p) = \eta_A(p)$, то есть выборочное значение – это истинное значение функции принадлежности.

Задачу самообучения сформулируем следующим образом:

$$\sum_{p \in P} (\mu_A^*(p) - \eta_A(p))^2 \rightarrow \min.$$

Минимизация производится варьированием системы правил Ω , что влечет за собой изменение значения $\mu_A^*(p)$. Если $\sum_{p \in P} (\mu_A^*(p) - \eta_A(p))^2 = 0$, то можно говорить о том, что система верно решает задачу обнаружения мошенничества на обучающей выборке.

Идеальное решение оптимизационной задачи (достижение целевой функции нуля) не всегда возможно. Предложены следующие методы частичного решения задачи самообучения:

1. Вычислять рейтинги правил по формуле, предложенной В. В. Кругловым для сокращения количества правил при самоорганизации системы правил:

$$R_\omega = \sum_{p \in P} \eta_A(p) \prod_{\tau \in \omega} \mu_\tau(p),$$

где $\mu_\tau(p)$ – функция принадлежности частного критерия, вычисленная для p .

Для правил с наименьшим рейтингом можно рассмотреть возможности их модификации или удаления из системы;

2. Система правил содержит некоторое количество функций принадлежности, которые определяются своими параметрами. Выбрав один из параметров λ (при выборе параметра можно использовать рейтинги правил) и зафиксировав остальные, решается задача одномерной численной оптимизации:

$$\sum_{p \in P} (\mu_A^*(p, \lambda) - \eta_A(p))^2 \rightarrow \min ,$$

методом золотого сечения. После решения задачи для одного параметра выбирается другой параметр λ' и выполняется оптимизация по нему.

Так как значение минимизируемого выражения для каждой последующей итерации будет не хуже предыдущего, процесс продолжается до достижения желаемого результата или до отсутствия значимых улучшений после нескольких итераций;

3. Нормированное значение суммы квадратов отклонений

$$\frac{\sum_{p \in P} (\mu_A^*(p) - \eta_A(p))^2}{|P|}$$

используется в качестве меры соответствия системы правил обучающей выборке при модификации правил. Важно заметить, что предложенная мера зависит от состава обучающей выборки.

Обозначим процедуры самообучения через L_S .

Расширенная модель

Определение 9. Расширенной моделью обнаружения мошенничества будем называть систему

$$\langle T_S, F_S, E_S, R_S, L_S \rangle ,$$

где T_S – пространство транзакций, F_S – система нечеткого вывода, E_S – критерии эффективности, R_S – система обратных правил, L_S – процедуры самообучения.

В заключение главы строится информационная модель системы, которая

включает в себя структурную схему, диаграмму потоков данных и структуру базы знаний.

На рис. 1 показана диаграмма потоков данных информационной системы.

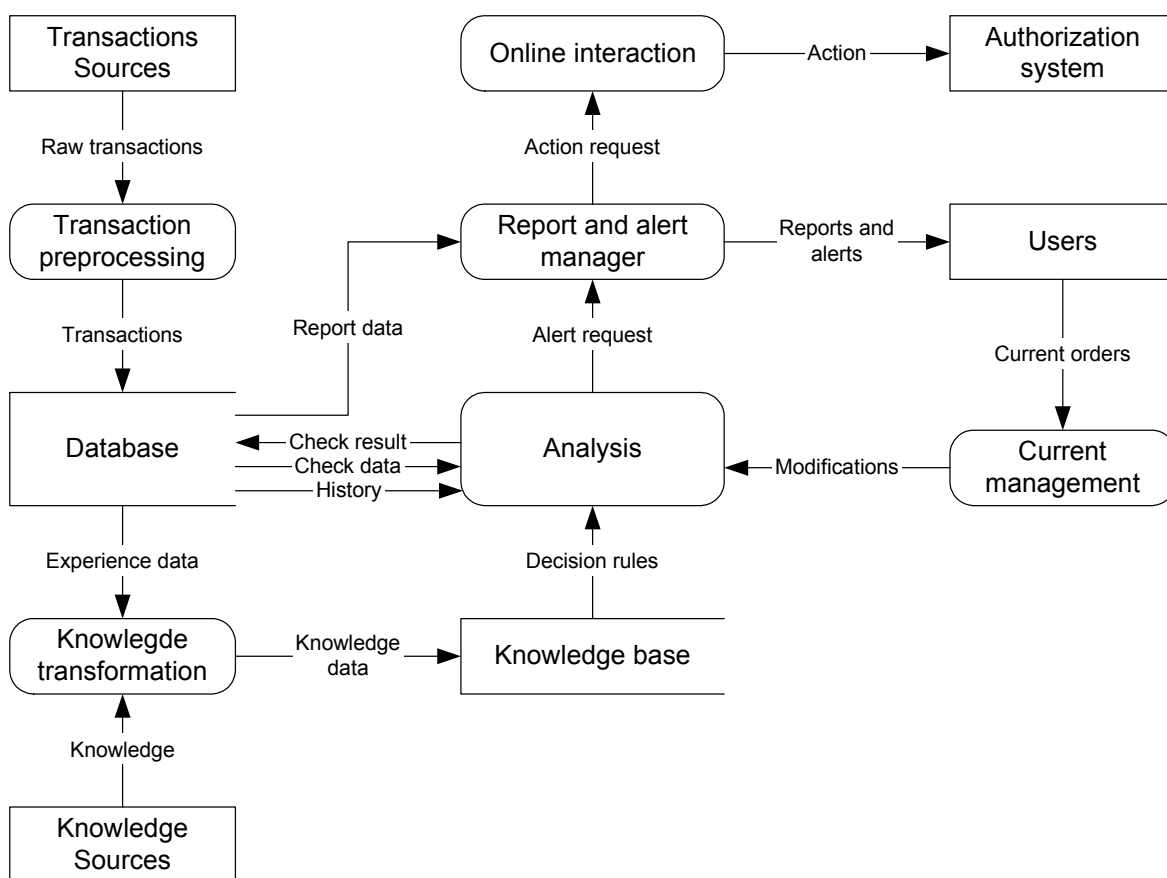


Рис.1. Диаграмма потоков данных системы

Третья глава «Алгоритмы обнаружения мошенничества» посвящена дальнейшему исследованию моделей с целью создания технологии обнаружения мошенничества и разработке алгоритмов на основе моделей, реализующих обнаружение МПК. Также разрабатываются вспомогательные алгоритмы, которые осуществляют ввод и обработку данных в системе.

Алгоритмы ввода и предварительной обработки данных

Алгоритм получения транзакций выполняет выборку операций для проверки из базы данных. Отличительной особенностью алгоритма являются усиленные требования к надежности, устойчивости к сбоям и скорости работы. Алгоритмы трансформации знаний предназначены для ввода правил экспертами. Создано три варианта алгоритма: ввод знаний через

интеллектуальное дерево диалога, визуальный построитель запросов, ввод знаний на языке, близком к внутреннему языку базы знаний.

Алгоритм вывода решения (нечеткий вывод, метод Мамдани)

На вход алгоритма подается транзакция t со значениями своих атрибутов $\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, некоторые из которых не определены (значение «null»).

M1. [Вычисление производных атрибутов] Для всех $i=1..n$ выполнить: если $s_i = \text{null}$, то $s_i \leftarrow \psi_i(s_1, s_2, \dots, s_n)$. Если хотя бы один значимый аргумент $\psi_i(s_1, s_2, \dots, s_n)$ равен null, то результатом вычисления ψ_i будет null.

M2. Для всех $i=1..n$ выполнить проверку: если $s_i = \text{null}$, то перейти на шаг M1.

M3. [Вычисление степеней принадлежности частных критериев] Для всех $i=1..m, j=1..n$ (m – количество правил, n – количество критериев в правиле) выполнить $\mu_{ij} \leftarrow \mu_D(s_k)$, где s_k – атрибут транзакции, на котором определен нечеткий атрибут D , входящий в критерий τ_{ij} .

M4. [Вычисление степеней принадлежности антецедентов] Для всех $i=1..m$ выполнить $\alpha_i \leftarrow \min(\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{in})$.

M5. [Нечеткая импликация] Для всех $i=1..m$ выполнить $\chi_i(\mu_A) \leftarrow \min(\alpha_i, \mu_{Di}(\mu_A))$.

Результат $\chi_i(\mu_A)$ – функция.

M6. [Композиция] $\chi(\mu_A) \leftarrow \max(\chi_1(\mu_A), \chi_2(\mu_A) \dots \chi_n(\mu_A))$. Результат $\chi(\mu_A)$ – функция

M7. [Дефаззификация] $\mu_A^* \leftarrow \frac{\int_0^1 \mu_A \chi(\mu_A) d\mu_A}{\int_0^1 \chi(\mu_A) d\mu_A}$, приближенное вычисление

частичными суммами.

Представленный алгоритм реализует основную математическую модель системы.

Алгоритмы самообучения

Алгоритмы самообучения выполняют корректировку системы правил с использованием обучающей выборки. Кроме самостоятельного изменения правил, система выдает рекомендации пользователю по направлениям и

способам улучшения системы правил, а также предлагает сравнительный критерий в виде нормированной суммы квадратов отклонений значений функции принадлежности от выборочных.

На рис. 2 показаны информационные взаимосвязи между разработанными алгоритмами. Процесс вывода решения начинается с того момента, как транзакция становится доступной для проверки и, после вывода решения, заканчивается на взаимодействии с внешним миром и оповещении риск-менеджеров. Стрелки показывают процессы передачи информации от одного алгоритмического блока к другому.

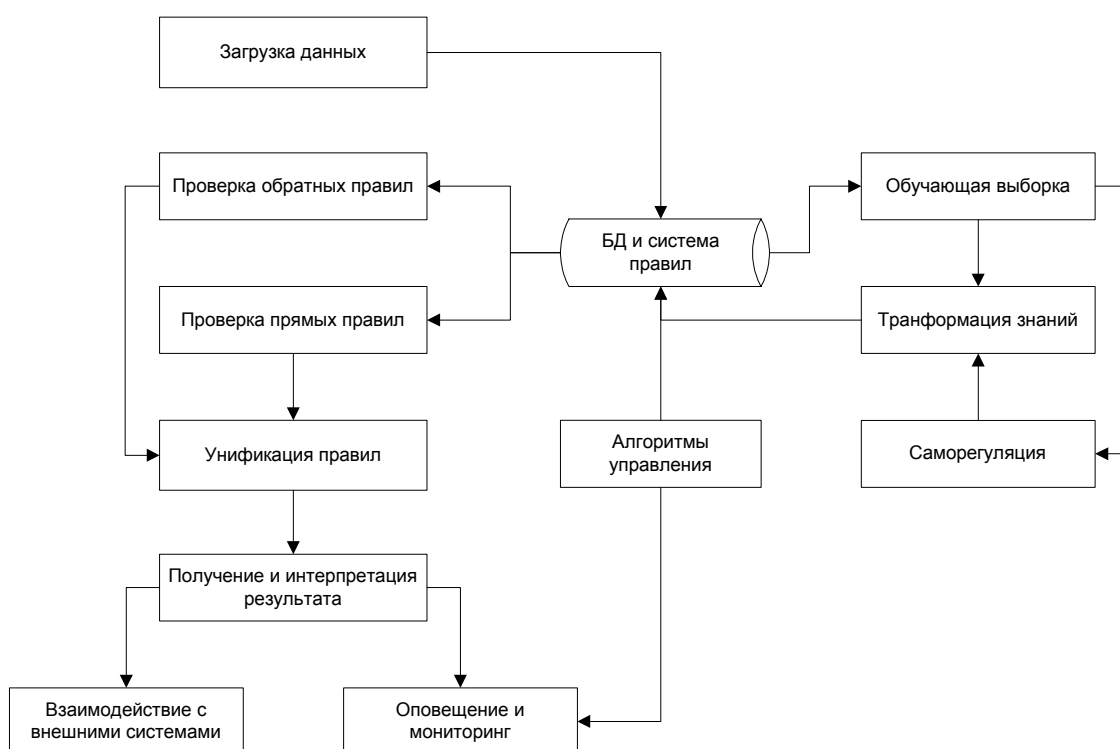


Рис. 2. Информационные взаимосвязи между алгоритмами

В четвертой главе «Реализация информационной системы обнаружения мошенничества» уточнены требования к информационной системе; рассматривается структура системы и категории пользователей, уточняется специфика информационного окружения и инструментария; исследуются возможности, работоспособность, устойчивость и эффективность системы; приведены результаты апробации и статистика работы информационной системы.

Параграф «Уточнение требований к информационной системе» посвящен требованиям, предъявляемым к системе и способам их выполнения. Требования можно разделить на две группы. К первой группе относятся требования, которые предъявляются природой задачи и технологическим окружением, основными из которых являются надежность работы, гибкость и приспособляемость, а также скорость работы критичных узлов. Во второй группе требований находятся пожелания пользователей. Важнейшие из них – удобство ввода данных, простота управления, универсальные механизмы представления данных, оперативность получения результатов и прозрачность вывода решения. Основными инструментами, обеспечивающими выполнение требований, являются: математическая модель, технология обнаружения МПК, архитектура системы, специальные механизмы и алгоритмические блоки.

В параграфе «Структура информационной системы» рассматривается модульная архитектура информационной системы, категории пользователей, варианты управления системой и режимы ее работы, обсуждается связь и сочетание различных алгоритмов между собой, вопросы взаимодействия с другими информационными системами.

Параграф «Результаты апробации» посвящен специфике информационного окружения и инструментария, техническим требованиям, статистике эксплуатации и оценке надежности, экспериментальному моделированию обработки транзакции и проверке критерия эффективности работы.

В заключении приведены основные результаты диссертационной работы:

- исследовано применение методов нечеткой логики к задаче обнаружения МПК и сделан вывод о применимости и перспективности этого направления;
- построены математическая и информационная модели обнаружения мошенничества с использованием пластиковых карт, позволяющие разработать на их основе информационную систему обнаружения МПК;

- сформулированы количественные критерии оценки эффективности обнаружения мошенничества;
- разработана технология построения информационной системы и реализующие ее алгоритмы;
- создан программный комплекс обнаружения мошенничества, произведена его апробация, представлена статистика работы комплекса, проведен экспериментальный вывод решения, вычислены практические значения критериев.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Глухих И. Н., Моор А. П. Информационные системы обнаружения мошенничества с использованием пластиковых карт //Информационные недра Кузбасса: Труды III региональной научно-практической конференции (Кемерово, 5 – 6 февраля 2004 г.) /Под ред. д-ра физ.-мат. наук. проф. К. Е. Афанасьева. Кемерово: ИНТ, 2004. С. 216 – 218.
2. Глухих И. Н., Моор А. П. Анализ задач разработки информационных систем обнаружения финансового мошенничества в электронной среде //Инновационные технологии научных исследований социально-экономических процессов: Сборник материалов II Международной научно-практической конференции (Пенза, 24 – 25 марта 2004 г.) /Под ред. Д-ра пед. наук, профессора В. П. Линьковой. Пенза: ПДЗ, 2004. С. 149 – 151.
3. Глухих И. Н., Моор А. П. Применение нечеткой логики в информационных системах обнаружения мошенничества и использованием пластиковых карт //Новые информационные технологии. Разработка и аспекты применения: Труды VII Всероссийской научной конференции с международным участием. (25 – 26 ноября 2004 год, Таганрог). Научное издание. Таганрог, 2004. С. 183 – 185.
4. Моор А. П. Информационная система банка с элементами нечеткой логики для выявления мошеннических транзакций //Математика. Компьютер.

- Образование: Сборник тезисов двенадцатой международной конференции (Пушино, 17 – 22 января 2005 года). М. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2005. С. 274.
5. Глухих И. Н., Моор А. П. Математические методы обнаружения финансового мошенничества в электронной среде: применение нечеткой логики //Современные математические методы и информационные технологии в образовании: Тез. докладов Межрегиональной конференции, посвященная 30-летию факультета математики компьютерных наук ТюмГУ (14 – 16 апреля 2005 г.). Тюмень: Изд-во ТюмГУ, 2005. С. 19 –20.
 6. Моор А. П. Нечеткая модель информационной системы обнаружения финансового мошенничества с использованием пластиковых карт //Интеллектуальные технологии в образовании, экономике и управлении: Материалы 2-ой международной научно-практической конференции (2 декабря 2005 г.). Воронеж: Изд-во Воронежского института экономики и социального управления, 2005. С. 404 – 406.
 7. Моор А. П. Экспертные информационные системы выявления мошеннических операций с пластиковыми картами //Математика. Компьютер. Образование: Сб. научн. трудов. Том 1 /Под ред. Г. Ю. Ризниченко. М. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2005. С. 233 – 238.
 8. Моор А. П. Алгоритмы и решения информационной системы обнаружения мошенничества с использованием пластиковых карт //Математическое и информационное моделирование: Сборник научных трудов. Вып. 8. Тюмень: Издательство «Вектор Бук», 2006. С. 124 – 129.
 9. Глухих И. Н., Моор А. П. Применение нечеткой логики в моделировании информационной системы обнаружения мошенничества с использованием пластиковых карт //Вестник ТюмГУ. 2006. № 5. С. 203 – 209.