

- класс «Характер события в зависимости от его местоположения». Прецеденты, которые происходят в загруженных или незагруженных местах, имеют соответственно одинаковые признаки.

Для каждого из вышеописанных классов  $k_i$ ,  $i = \overline{1, n}$  можно выделить набор характеристик:

- способ отображения пространственных объектов данного класса на карте;
- набор  $B^{k_i} = \langle b_1^{k_i}, b_2^{k_i}, \dots, b_m^{k_i} \rangle$ ,  $i = \overline{1, n}$  атрибутивных характеристик пространственных объектов данного класса;

- набор  $O^{k_i} = \langle o_1^{k_i}, o_2^{k_i}, \dots, o_l^{k_i} \rangle$ ,  $i = \overline{1, n}$  отношений объектов данного класса с объектами других классов.

Когда объекты собирают в классы, признаковым пространством для класса будет общее для всех признаков этого класса пространство. Пусть объекты задаются значениями признаков  $x_i$ . Множество объектов разбито на конечное число классов  $\omega_p$ . В пределах класса  $\omega_p$  находится конечное число объектов  $k_p$ , объекты представлены набором признаков  $x_{p1}, \dots, x_{pn}$ . Обозначим через  $a_{pk}^j$  значение  $j$ -го признака  $k$ -го объекта  $p$ -го класса. Границы класса  $p$  по признаку  $j$  составим из пар

$$\left\{ \min_k [a_{pk}^j], \max_k [a_{pk}^j] \right\}.$$

Совокупность таких пар будем считать описанием класса.

Классификация объектов в ГИС имеет ряд преимуществ:

- простота выполнения процедур, основанных на правилах;
- визуализация элементов, объединенных общей тематикой;
- оперирование определенным набором данных.

При реализации логистических проектов возникают различного рода сложности. Фиксирование и классификация этих событий в среде ГИС позволяют эффективно использовать их на этапе планирования ЛС. Данный подход улучшает качество процесса планирования и позволяет строить проекты ЛС с минимальными потерями.

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Логистика автомобильного транспорта / В.С. Лукинский, В.И. Бережной, Е.В. Бережная и др. Учеб. пособие. – М.: Финансы и статистика, 2004.
2. *Просветов Г.И.* Математические методы в логистике: Учебно-методическое пособие. – М.: РДЛ, 2006.
3. *Люггер, Джордж Ф.* Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем. Пер. с англ. 4-е издание. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2005.

УДК 681.3.06

А.А. Целых

## МЕТОДЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА СВЯЗЕЙ ДЛЯ ЗАДАЧ ПРОТИВОДЕЙСТВИЯ ЛЕГАЛИЗАЦИИ НЕЗАКОННЫХ ДОХОДОВ

### Введение

Актуальной задачей международного сообщества является противодействие легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансиро-

ванию терроризма. Для эффективной работы механизмов противодействия необходимо внедрять современные информационно-аналитические системы поддержки принятия решений. Ядром таких интеллектуальных систем выступают методы интеллектуального анализа данных, применение которых позволяет выявить в больших объемах слабо структурированных данных ранее неизвестные, нетривиальные и доступные интерпретации схемы легализации незаконных доходов, обнаружить факты легализации и предложить конкретные превентивные меры.

#### **Механизмы противодействия легализации незаконных доходов**

Комплексное противодействие легализации незаконных доходов осуществляется в рамках правовых механизмов, закрепленных в российском законодательстве [1].

На первом уровне системы противодействия легализации незаконных доходов выявляются операции, подлежащие обязательному контролю, и иные подозрительные финансовые и имущественные операции. Такой внутренний контроль реализуют банки и другие организации, осуществляющие операции с денежными средствами или иным имуществом.

Каждая организация обязана разработать собственную методику и внедрить соответствующую технологию выявления признаков легализации незаконных доходов. Критерии выявления и признаки подозрительных операций носят рекомендательный характер. В действующей редакции методических рекомендаций [2] содержится более 50 критериев, значительная часть которых относится к нечетко формализуемым.

Второй уровень системы образует уполномоченная организация финансовой разведки, обеспечивающая накопление и анализ информации, поступающей от организаций первого уровня. Эти функции выполняет Федеральная служба по финансовому мониторингу.

Признаки легализации незаконных доходов можно условно разделить на две группы: признаки нетипичности операции и признаки наличия схемы легализации. Причем обнаружение признаков наличия схемы легализации возможно, как правило, только после осуществления цепочки связанных операций, реализующих схему, на основе информации, доступной уполномоченной организации финансовой разведки. На практике задача обнаружения возможных схем легализации часто принимает характер переборной с экспоненциальным множеством вариантов.

#### **Признаки легализации незаконных доходов**

Первоначальное суждение о нетипичности операции может быть сделано еще до выполнения самой операции на основе сопоставительного анализа и истории операций. Значение имеют [3]:

- вид основной деятельности компаний, участвующих в операции (розничная торговля, игровой бизнес, посреднические услуги);
- характер самой операции (инкассация наличности, взятие кредита, снятие денег по банковской карте);
- географический фактор (офшорные операции, участие в операции компании или банка из страны с низким уровнем противодействия легализации незаконных доходов);
- особенности организационно-правовой формы участников (компания с учредителем престарелого или слишком молодого возраста);
- события, непосредственно предшествующие операции (изменение состава собственников компании, получение компанией крупного кредита);
- история движения денежных средств от и к участникам операции.

Наличие признаков нетипичности операции указывает на потенциальную возможность задействования конкретной имущественно-денежной операции в схемах по легализации незаконных доходов, но не свидетельствует о наличии самой схемы.

Для схемы легализации, как правило, характерны 3 этапа: 1) вовлечение незаконного дохода в цепочку законных денежно-имущественных операций («стирка»), 2) маскирование источника доходов путем осуществления этих операций («отжим») и 3) получение легального дохода («сушка»).

Признаками наличия схемы легализации являются: ролевое распределение обязанностей между участниками схемы, определенная последовательность исполнения операций, синхронизация операций по времени и согласованность сумм операций.

Обнаружить признаки наличия схемы легализации непросто. Существует множество возможных схем легализации, что затрудняет процесс идентификации. Кроме того, при реализации каждой схемы легализации возможны вариации: разрывы или опережение во времени между отдельными звеньями цепочки операций, нарушение порядка следования операций и т.д. Основная цепочка операций может включать маскирующие подчиненные цепочки операций. Легализация может происходить в несколько итераций с использованием разных схем. С каждой итерацией связь с первоначальным источником незаконных доходов становится слабее.

### Теоретико-графовые методы интеллектуального анализа связей

В связи с вышесказанным эффективная реализация механизмов противодействия легализации незаконных доходов невозможна без внедрения на первом и втором уровнях системы противодействия современных информационно-аналитических систем. Ядром таких интеллектуальных систем являются методы интеллектуального анализа данных, а именно: методы анализа ассоциаций, последовательностей событий и связей. Применение этих методов позволяет выявить в больших объемах слабо структурированных данных ранее неизвестные, нетривиальные и доступные интерпретации схемы легализации незаконных доходов, обнаружить факты легализации и предложить конкретные превентивные меры.

Интеллектуальный анализ связей (link mining) охватывает методы интеллектуального анализа данных, которые явно учитывают связи между объектами при построении предсказательных и описательных моделей связанных данных. Это новая область научных исследований, возникшая и развивающаяся на основе работ по анализу социальных сетей, интеллектуальному анализу интернет-данных и теории графов.

К задачам интеллектуального анализа связей относятся: ранжирование объектов на основе анализа структуры связей графа; классификация и кластеризация объектов (выявление групп) на основе анализа связей; идентификация множеств объектов и их связей с сущностями в реальном мире; предсказание связей; поиск часто встречающихся подграфов; классификация графов и др.

Рассмотрим нечеткий ориентированный граф  $\tilde{G} = (X, \tilde{U})$ , в котором четкое множество вершин  $X = \{x_i\}$ ,  $i \in I = \{1, 2, \dots, n\}$  является совокупностью акторов – персоналий и компаний, участников операций по перемещению денежных средств, а нечеткое множество  $\tilde{U} = \{ \langle \mu_U \langle x_i, x_j \rangle / \langle x_i, x_j \rangle \rangle, \langle x_i, x_j \rangle \in X^2$  ориентированных ребер представляет связи между ними. Функция принадлежности  $\mu_U(x_i, x_j)$  для ребра  $(x_i, x_j)$  может иметь различный физический смысл. Например, силу связи между акторами можно установить на основе информации, полученной в ходе стандартной банковской процедуры проверки клиента Know Your Customer (KYC).

Рассмотрим задачу выявления всех случаев вхождения эталонного шаблона аномальной транзакции, также заданной нечетким ориентированным графом, в

множество операций по перемещению денежных средств, относящуюся к классу задач сопоставления с образцом.

Пусть  $\tilde{G}_A = (X, \tilde{E}_A)$  – нечеткий граф аномальной транзакции, а  $\tilde{G} = (Y, \tilde{E})$  – нечеткий граф операций по перемещению денежных средств с числом вершин  $n = |X|$  и  $m = |Y|$ ,  $n \leq m$ .

Найдем все изоморфные вложения графа  $\tilde{G}_A = (X, \tilde{E}_A)$  в граф  $\tilde{G} = (Y, \tilde{E})$  со степенью не менее порогового значения  $t^* > 0,5$ , используя метод распознавания изоморфного вложения нечетких графов на основе множества нечетких клик.

Модульным произведением нечетких графов  $\tilde{G}_A = (X, \tilde{E}_A)$  и  $\tilde{G} = (Y, \tilde{E})$  называется нечеткий граф  $\tilde{G}_\diamond = \tilde{G}_A \diamond \tilde{G}$ , четкое множество вершин которого  $X \times Y$  есть декартово произведение множеств вершин  $X$  и  $Y$ , а нечеткое множество ребер содержит ребра со степенью

$$\langle \mu((x_i, y_j), (x_k, y_l)) \rangle = \mu(x_i, x_k) \rightarrow \mu(y_j, y_l), i \neq k, j \neq l.$$

Иными словами, вершины нового графа суть упорядоченные пары  $\overrightarrow{xy}$ , где  $x \in X$ ,  $y \in Y$ , и число вершин  $|\tilde{G}_A \diamond \tilde{G}| = n \cdot m$ . Никакие две вершины, расположенные в одной и той же строке или в одном и том же столбце, ребром не соединены. Вершины из разных строк и разных столбцов соединены ребром со степенью истинности соответствия  $x \rightarrow y$ , которую устанавливает операция нечеткого следствия, в частности, по Лукасевичу  $a \rightarrow b = \min(1, 1 - a + b)$ .

Модульное произведение нечетких графов можно получить, используя матрицы смежности вершин. Пусть  $\tilde{R}_1$  и  $\tilde{R}_2$  – матрицы смежности вершин нечетких графов  $\tilde{G}_A$  и  $\tilde{G}$  соответственно. Тогда матрицу смежности вершин нечеткого графа модульного произведения  $\tilde{G}_\diamond = \tilde{G}_A \diamond \tilde{G}$ , обозначаемую  $\tilde{R}_\diamond$ , можно определить как  $\tilde{R}_\diamond = \tilde{R}_A \diamond \tilde{R}$ , где знаком  $\diamond$  обозначается произведение матриц, которое заключается в том, что каждый элемент первой матрицы умножается на вторую матрицу, используя операцию нечеткого следствия.

Вычеркнем в матрице смежности  $\tilde{R}_\diamond$  нечеткого графа модульного произведения все элементы  $r_{\diamond} < t^*$ .

В полученном нечетком графе модульного произведения  $\tilde{G}_\diamond$  степень  $\delta$  нечеткой клики отражает степень близости подграфа к полному подграфу с  $X \times Y$  вершинами. Отсюда, все максимальные нечеткие  $n$ -клики в графе  $\tilde{G}_\diamond = \tilde{G}_A \diamond \tilde{G}$  взаимно-однозначно соответствуют всевозможным изоморфным  $\delta$ -вложениям нечеткого графа  $\tilde{G}_A$  в качестве подграфа в  $\tilde{G}$ .

Для нахождения всех максимальных нечетких клик по матрице смежности  $\tilde{G}_\diamond$  удобно воспользоваться методом, основанным на методе Магу [4].

Оценить степень подозрительности отдельной транзакции можно на основе распознавания  $t$ -изоморфизма нечетких графов при  $n = m$ . При этом необходимо вместо операции нечеткого следствия использовать операцию нечеткой эквивалентности  $x \leftrightarrow y = (x \rightarrow y) \& (y \rightarrow x)$ .

### Заключение

На практике степень доверия к данным об акторах может существенно различаться, поэтому представляется интересным решить задачу выявления всех слу-

чаев изоморфного вложения графа для нечеткого ориентированного графа второго вида  $\tilde{G} = (\tilde{X}, \tilde{U})$  с нечетким множеством акторов. Также, ввиду сложной и динамической природы операций, направленных на легализацию незаконных доходов, представляется интересным рассмотреть проблему с позиции теории нечетко-темпоральных систем.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Федеральный закон от 07.08.2001 № 115-ФЗ «О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма».
2. Письмо Банка России от 13.07.2005 № 99-Т «О методических рекомендациях по разработке кредитными организациями правил внутреннего контроля в целях противодействия легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма».
3. Борьба с отмыванием денег: решение SAS. Информационные технологии противодействия легализации // САС Институт, 2008. – С. 7.
4. Берштейн Л.С., Боженик А.В. Нечеткие графы и гиперграфы. – М.: Научный мир, 2005. – 256 с.

УДК 33:519.14:519.5

**Д.Н. Ястребинская**

#### **УВЕЛИЧЕНИЕ СТЕПЕНИ ЖИВУЧЕСТИ НЕЧЕТКОГО ГРАФА ВТОРОГО РОДА**

Рассмотрим задачу увеличения степени живучести нечеткого графа второго рода. Формальный алгоритм, позволяющий находить наименьшую величину, на которую необходимо увеличить суммарное значение функций принадлежности ребер и вершин нечеткого графа второго рода  $\tilde{G}$ , чтобы степень его живучести достигла требуемой величины  $V$ , имеет следующий вид. Пусть нечеткий граф задан в виде  $n \times n$ -матрицы  $R_G = R_X \cup R_D = \|r_{ij}\|$ , где  $R_X$  – матрица смежности вершин нечеткого графа,  $R_D$  – диагональная матрица, у которой элементами главной диагонали являются значения функции принадлежности для вершин нечеткого графа.

Так же, как и при нахождении степени живучести нечеткого графа второго рода, введем в рассмотрение 4 вектора-столбца и 4 вектора-строки размерностью  $(n \times 1)$  и  $(1 \times n)$  соответственно: вектор-столбец  $L$  – длина пути (количество ребер) от первой до рассматриваемой вершины; вектор-столбец предыдущих вершин  $X_{pred}$ ; вектор-столбец необходимого увеличения значения функции принадлежности предыдущих вершин и ребер от предыдущих до рассматриваемых вершин  $\Delta_V$ ; вектор-столбец просмотра вершин  $P_{rosm}$ ; вектор-строка  $L^-$  – длина пути (количество ребер) от рассматриваемой до первой вершины; вектор-строка предыдущих вершин  $X_{pred}^-$ ; вектор-строка необходимого увеличения значения функции принадлежности рассматриваемых вершин и ребер от рассматриваемых до предыдущих вершин  $\Delta_V^-$ ; вектор-строка просмотра вершин  $P_{rosm}^-$ .

Алгоритм имеет следующий вид: