

МЕТОД ПОИСКА АССОЦИАТИВНЫХ ЗАВИСИМОСТЕЙ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

к.т.н. В.Л. Петров, А.А. Феклистов, А.Н. Дегода, к.т.н. А.В. Снегуров
(представил д.т.н., проф. В.И. Карпенко)

Предложен метод хранения, поиска и анализа информации, основанный на выявлении ассоциативных зависимостей между значениями признаков (характеристик), и реализованный с использованием гибридной нейронной сети.

Постановка проблемы. Процесс решения задачи в информационных системах поддержки принятия решений (ИСППР) может быть представлен как последовательное выполнение следующих этапов: постановка задачи; анализ информационных ресурсов, связанных с решаемой задачей; разработка возможных вариантов решения задачи с оценкой ее эффективности; выбор оптимального решения; реализация принятого решения. Важным этапом является анализ информационных ресурсов, связанных с решаемой задачей. Выделяемые из реляционных баз данных (РелБД) ИСППР знания используются для выбора оптимального по заданному критерию эффективности решения. Наибольший интерес представляют методы поиска информации в РелБД, базирующиеся не на указании места хранения информации, а на анализе свойств искомой информации. Это обеспечивает эффективный поиск требуемой информации по набору заранее заданных признаков, а также позволяет выявлять неявную информацию, устранять дублирование и определять ядро наиболее значимых показателей исследуемого процесса или характеристик анализируемого объекта. По аналогии с биологическими системами обработки данных таким механизмом является ассоциация.

Анализ литературы. Проведенный анализ работ в области поиска ассоциативных зависимостей показал, что в настоящее время существует ряд работ, основанных на методах автоматического образования гипотез с квантором бинарной ассоциации [1], метод определения численной меры ассоциативного сходства с учетом логической неопределенности исходных данных [2] и другие подходы к построению ассоциативных правил [3]. В последнее десятилетие широкое применение нашли нейросетевые технологии, которые отвечают требованию к своевремен-

ности решения конкретных задач. Получили развитие методы поиска ассоциативных зависимостей, основанные на нейронных сетях [4]. Анализ ряда практических задач показал, что продолжает быть актуальной задача разработки высокопроизводительных и эффективных методов поиска и обработки информации в ИСППР.

Цель статьи. Целью настоящей работы является разработка метода поиска ассоциативных зависимостей в РелБД ИСППР на основе нейронных сетей без учета логической неопределенности.

Согласно [4], применительно к системам обработки данных ассоциация трактуется как взаимосвязь между информацией (объектом) на входе логико-запоминающей среды (ЛЗС) и информацией (объектом), хранящейся в ЛЗС. Данное определение предполагает наличие следующих элементов: ЛЗС, являющейся носителем информации; множества записанных в памяти информационных объектов $\{O\}$; структуры взаимосвязей между информационными объектами; механизма информационных взаимодействий в ЛЗС.

Вышеперечисленные элементы концепции ассоциативных нейронных сетей позволяют определить подход, в соответствии с которым ассоциация между информационными объектами $\{O\}$ трактуется как некоторая абстрактная структура взаимозависимостей (отношений), неявно закодированная в информационных объектах $\{O\}$ и в соответствующих связях между ними или формах их представлений.

Признаки объекта O представляются множеством $X = \{x_1, \dots, x_n\}$. Введем обозначения: X_i – множество признаков i -го объекта, x_{ij} – j -й признак i -го объекта. Множество значений признаков представим в виде матрицы

$$M = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}.$$

Используя метод преобразования действительных значений признаков в натуральные [2] преобразуем исходную матрицу M в матрицу натуральных значений признаков $M^N (M \Rightarrow M^N)$, которая для обеспечения лучших характеристик нейронной сети на этапе обучения преобразуется в матрицу бинарных значений $\Phi (M^N \Rightarrow \Phi)$:

$$\Phi = \begin{bmatrix} \varphi_{11} & \dots & \varphi_{1g} \\ \dots & \dots & \dots \\ \varphi_{m1} & \dots & \varphi_{mg} \end{bmatrix}.$$

Матрица Φ содержит исходные данные для настройки ассоциативной нейронной сети (АНС). В настоящее время наибольшее развитие получили:

- сеть Хопфилда (Hopfield Network);
- сеть Хэмминга (Hamming Net);
- двунаправленная ассоциативная память (Bi-Directional Associative Memory (BAM));

Принцип работы сети Хопфилда и ВАР основан на представлении каждого запоминаемого объекта в виде эталона, являющегося точкой из конечно-го множества равновесных точек, характеризующих минимум энергии сети

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_{ij} y_i y_j - \sum_{j=1}^n x_j y_j + \sum_{j=1}^n \theta_j y_j, \quad (1)$$

где E – искусственная энергия сети; w_{ij} – вес от выхода i -го нейрона ко входу j -го нейрона; x_j , y_j , θ_j – вход, выход и порог j -го нейрона.

Анализ нейронных сетей показал, что наиболее адекватной к задачам, решаемым ИСППР военного назначения, является ВАР. Это обусловлено следующими основными преимуществами ВАР перед логико-математическими методами поиска ассоциативных зависимостей и другими ассоциативными нейронными сетями:

1. ВАР позволяет строить ассоциации между вектором входа X и выходным вектором Y , которые в общем случае имеют различные размерности;
2. За исключением этапа обучения не требуется кодирования значений признаков вектора входа X натуральными или логическими значениями, вектор входа может быть представлен действительными числами.

Таким образом, ВАР может использоваться для более широкого класса решаемых задач.

Базовая структура ВАР [4] состоит из входного, скрытого и выходного слоя нейронов (рис. 1).

Процесс функционирования нейронной сети зависит от величин синоптических связей. Поэтому, определив структуру сети, соответствующую выполняемой задаче, необходимо найти оптимальные значения всех переменных весовых коэффициентов. Этот этап называется обучением нейронной сети, и от качества его выполнения зависит способность нейронной сети решать поставленные перед ней задачи в процессе функционирования.

До начала функционирования сеть обучается с использованием пар векторов X и Y путем вычисления значений весовых коэффициентов W и W^T , реализующих отношения ассоциаций. Весовая матрица W вычисляется как сумма произведений всех пар векторов N из обучающей выборки:

$$W = \sum_{i=1}^N X_i^T Y_i, \quad i = \overline{1, N}. \quad (2)$$

Обучение проходит путем многократного предъявления примеров из обучающей выборки, представляющей собой вектор входа X и соответствующий ему вектор выхода Y . Обучающая выборка формируется путем использования логико-математических методов [1 – 2] поиска ассоциативных зависимостей.

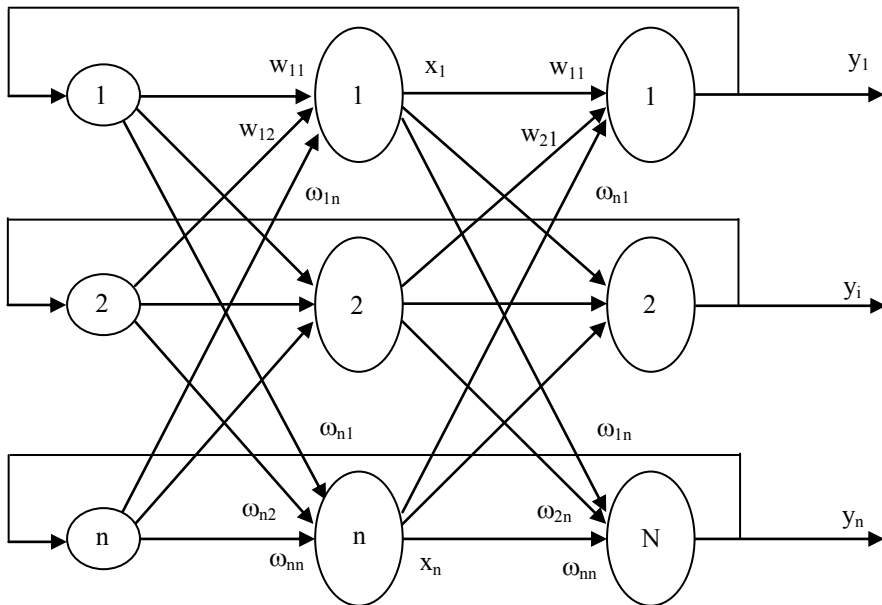


Рис. 1. Структура двунаправленной ассоциативной памяти

ВАМ имеет ограничения на максимальное число хранимых ассоциаций, число которых не должно превышать

$$N \leq \frac{n}{2 \cdot \log_2 n}, \quad (3)$$

где N – число запоминаемых векторов; n – количество нейронов в сети.

Однако, неограниченное увеличение количества нейронов сети приводит к невозможности обучения сети. Поэтому предлагается создать гибридную нейронную сеть (ГНС), позволяющую увеличить число запоминаемых векторов.

Базовая структура НС (рис. 2) состоит из самоорганизующейся нейронной сети Кохонена и Р ВАМ. Алгоритм работы ГНС состоит из этапов:

1. Исходное множество значений признаков M разбивается на P кластеров. Для кластеризации предлагается использовать самоорганизующуюся нейронную сеть Кохонена [4, стр. 343 – 345].

2. Для каждого подмножества $M_i \in M$, $i = \overline{1, P}$ настраивается нейронная сеть BAM_i .

3. Предъявляемый МНС входной вектор X' относится к одному из кластеров M_i и далее поступает на вход BAM_i , соответствующей M_i .

4. Выход BAM_i Y_i является ассоциированным с X' образцом.

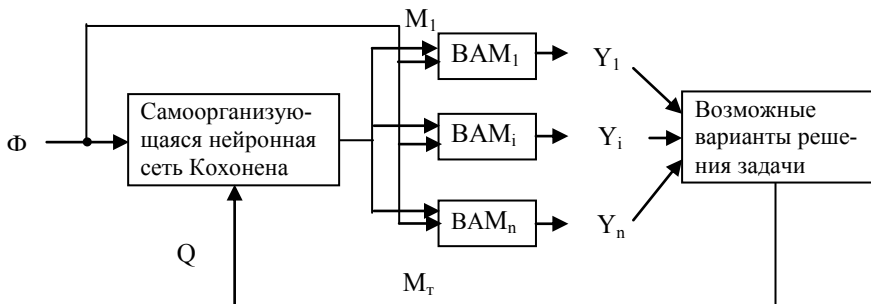


Рис. 2. Настройка гибридной нейронной сети

Процесс настройки ГНС осуществляется следующим образом: на вход самоорганизующейся нейронной сети Кохонена подаются данные Q , которые содержат информацию о необходимом количестве кластеров. Метод определения количества кластеров зависит от прагматической ценности получаемой на выходе ГНС информации и в данной статье не рассматривается.

Алгоритм поиска информации с использованием ГНС (рис. 3) состоит из нижеперечисленных шагов.

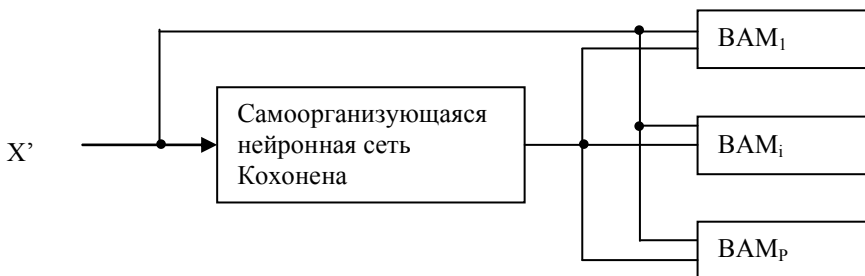


Рис. 3. Поиск информации с использованием гибридной нейронной сети

1. На вход ГНС поступает вектор признаков X' .

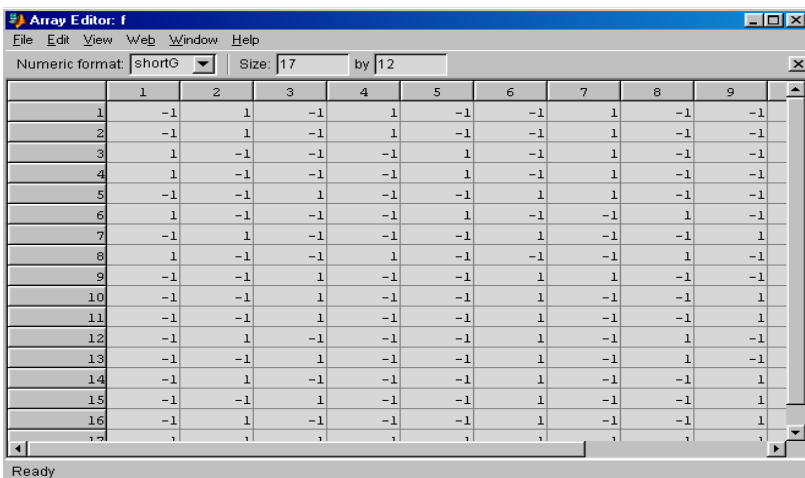
2. Самоорганизующаяся нейронная сеть Кохонена определяет принадлежность X' к одному из P кластеров.

3. Вектор X' поступает на вход нейронной сети ВАМ соответствующей кластеру, к которому принадлежит X' .

4. Выход нейронной сети ВАМ Y является ассоциируемой с X' информацией.

Метод реализован в программном модуле и обеспечивает поиск информации по набору заранее заданных признаков с возможностью определения ядра наиболее значимых показателей (ядра критических показателей) исследуемого процесса или характеристик анализируемого объекта в нейросетевом базисе.

Пример. Исходными данными для настройки нейронной сети являются значения признаков, характеризующие радиолокационные станции (рис. 4).



The screenshot shows a window titled "Array Editor: f" with a menu bar (File, Edit, View, Web, Window, Help) and a toolbar. The main area displays a 16x10 grid of numerical values. The columns are numbered 1 through 9, and the rows are numbered 1 through 16. The values are binary, consisting of 1 and -1. The status bar at the bottom indicates "Ready".

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 1 | -1 | 1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 |
| 2 | -1 | 1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 |
| 3 | 1 | -1 | -1 | -1 | 1 | -1 | 1 | -1 | -1 |
| 4 | 1 | -1 | -1 | -1 | 1 | -1 | 1 | -1 | -1 |
| 5 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 | 1 | -1 | -1 |
| 6 | 1 | -1 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 | -1 |
| 7 | -1 | 1 | -1 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 |
| 8 | 1 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | -1 | 1 | -1 |
| 9 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 | 1 | -1 | -1 |
| 10 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 |
| 11 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 |
| 12 | -1 | 1 | -1 | -1 | -1 | 1 | -1 | 1 | -1 |
| 13 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 | -1 | 1 | -1 |
| 14 | -1 | 1 | -1 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 |
| 15 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 |
| 16 | -1 | 1 | -1 | -1 | -1 | 1 | -1 | -1 | 1 |

Рис. 4. Исходные данные настройки гибридной нейронной сети

Матрица выходных значений Y предназначена для настройки ассоциативной нейронной сети ВАМ, соответствующей одному из полученных самоорганизующейся нейронной сетью Кохонена кластеру (рис. 5, а). В матрице весовых значений W ассоциативной нейронной сети ВАМ хранятся запоминаемые объекты, принадлежащие одному из кластеров (рис. 5, б).

Выводы. В работе представлен метод поиска информации в РелБД, основанный на анализе свойств искомой информации по набору заранее заданных признаков и использовании принципа двунаправленной ассоциативной памяти. Представлена ГНС, позволяющая увеличить количество хранимых ассоциаций и может найти применение при проведении анализа и прогнозирования перспектив развития больших технических систем, а

также при подготовке исходных данных для программно-целевого планирования их развития (производства, модернизации, закупки).

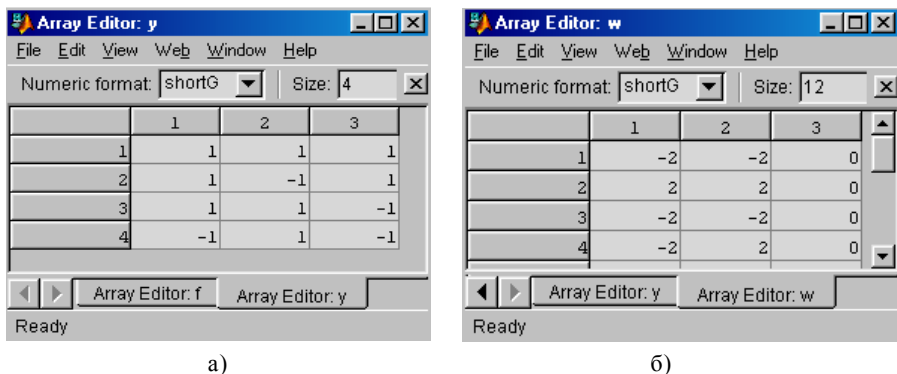


Рис. 5. Пример настройки гибридной нейронной сети

Представленная гибридная нейронная сеть является основой дальнейших разработок сложных нейронных сетей для информационных систем поддержки принятия решений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Гаек П., Гавранек Т. Автоматическое образование гипотез: математические основы общей теории. – М.: Наука, 1984. – 280 с.
2. Amir A., Feldman R., Kashi R. A new and versatile method for association generation // Information systems. – 1997. – Vol. 22, No. 6/7. – P. 333 – 347.
3. Ситников Д.Э., Титова Е.В. Метод поиска обобщенных ассоциативных зависимостей между дискретными признаками // Системы обработки информации. – Х.: НАНУ, ПАНМ, ХВУ. – 2002. – Вып. 6(22). – С. 194 – 202.
4. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с.

Поступила 26.12.2003

ПЕТРОВ Вадим Лукьянович, канд. техн. наук, доцент, профессор кафедры ХВУ. В 1978 г. окончил ВИРТА им. Говорова. Область научных интересов – информационная борьба.

ФЕКЛИСТОВ Алексей Александрович, адъюнкт кафедры ХВУ. В 1998 г. окончил ХВУ. Область научных интересов – системы обработки информации.

ДЕГОДА Александр Николаевич, старший помощник начальника научно-организационного отдела ХВУ. В 1986 г. окончил ЖВУРЭ ПВО. Область научных интересов – прогностика, информационная борьба.

СНЕГУРОВ Аркадий Владиславович, заместитель начальника кафедры ХВУ. В 1992 г. окончил ХВВАУРЭ. Область научных интересов – информационная борьба.