

## ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ

### КОНСТРУКТИВНАЯ МОДИФИКАЦИЯ АЛГОРИТМА РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ В УСЛОВИЯХ АПРИОРНОЙ ИНФОРМАЦИОННОЙ ИЗБЫТОЧНОСТИ

**Алёшин С.П.,**

*Кандидат технических наук, доцент  
Полтавского национального технического университета  
имени Юрия Кондратюка,  
Украина, г. Полтава*

**Бородина Е.А.,**

*Старший преподаватель  
Полтавского национального технического университета  
имени Юрия Кондратюка,  
Украина, г. Полтава*

### CONSTRUCTIVE MODIFICATION OF PATTERNS ALGORITHM RECOGNITION IN CONDITIONS THE APRIORISTIC INFORMATION REDUNDANCY

**Aleshin S.**

*Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor  
Poltava National Technical Yuri Kondratyuk University,  
Ukraine, Poltava*

**Borodina E.**

*Senior Lecturer,  
Poltava National Technical Yuri Kondratyuk University,  
Ukraine, Poltava*

#### **Аннотация**

Рассматривается процедура оптимизации признаков пространства объекта распознавания на основе расчета информационной достаточности набора признаков при временных и материальных ограничениях его формирования и применения для реализации решающего правила. Предложен подход комплексного применения процедур обучения и адаптации нейросетевых моделей как единый процесс модификации весовых коэффициентов нейросети и селекции входных признаков по информативности при материальных и временных ограничениях. Это позволяет лицу принимающему решение оптимизировать экономическую деятельность в различных предметных областях.

#### **Abstract**

The optimization procedure of the recognition object attribute space is considered based on the calculation of informational sufficiency the feature set with time and material constraints of its formation and application for the implementation of the decision rule. Offering the approach of complex application procedures, training and adaptation of neural network models as a single process of modifying weight coefficients of the neural network and selection of input features for the informative material and

time constraints is . This allows the person making the decision to optimize the economic activities in various subject areas.

**Ключевые слова:** распознавание, обучение, адаптация, алгоритм, нейронная сеть, информативность факторов, модификация весовых коэффициентов, принятие решений.

**Keywords:** recognition, training, adaptation, algorithm, neural network, informative factors, weight coefficients modification, decision making.

В ряде предметных областей (экономика, геофизика, медицина и др.) существует возможность описания одних и тех же объектов как образов на языке их информативных признаков разной природы[1]. Это является основой для формирования априори избыточного множества данных для классификации (распознавания) объектов. При этом в ряде случаев возникает необходимость исследовать информационные возможности отдельных признаков пространств на предмет индивидуальной информационной состоятельности и достаточности для распознавания объектов или их состояний[2].

Например, в медицинской дифференциальной диагностике отклонения от нормы или патологию можно фиксировать на основе различных физических принципах («МРТ» магнито-резонансная томография, «Zyto Compass», иридодиагностика и др.) [3,4,5]. В основе этих методов лежит компьютерная диагностика на основе современных достижений в сфере биоинженерных исследований и передовых компьютерных технологий. Так разведку полезных ископаемых можно вести на основе анализа сейсмических сигналов или радиосигналов различных спектров со спутниковых геоинформационных систем. В ряде случаев возникает вопрос количественной оценки информативности тех или иных признаков с точки зрения их оптимальности по критерию эффективность/стоимость и минимизации материальных затрат при заданной продуктивности метода. Иногда применяют коллективные решающие правила и используют все признаки, максимизируя вероятность распознавания[2]. Однако при ограниченных материальных, финансовых, организационных или иных возможностях оценка количества информации в признаковом пространстве становится необходимой, а сама задача исследования информационных возможностей признаков как оптимизационная задача с ограничениями представляется актуальной.

Пусть имеется перечень объектов в некоторой предметной области  $W$ , где  $W = \{\omega_g\}, g \in \bar{I} = \{1, 2, \dots, I_m\}$  и зафиксирована их принадлежность к некоторым классам  $\Omega_p, \Omega_g = \{1, 2, \dots, J_i\}$ . При поступлении объектов для анализа решается задача отнесения их к тому или иному классу некоторыми ошибками и затратами времени и материальных средств. Если бы не учитывались ограничения, весь набор признаков можно использовать независимо от их информационных возможностей. В противном случае в алгоритмы распознавания следует включать временные ( $t < T_0$ ) и материальные ( $s < S_0$ ) ограничения, где  $T_0$  и  $S_0$ , соответственно, допустимые (располагаемые) временные и материальные ресурсы для реализации программных и инструментальных средств в задаче распознавания объектов или их состояний. При этом мощность решающего правила  $M$  должна быть не ниже заданной ( $M_0$ ): ( $M > M_0$ ). Тогда сгруппировать объекты можно анализируя

и группируя их признаковые пространства. Группировка объектов с учетом анализа компактности их признаков может быть представлена формально функционалом:

$$G = F[r(\Omega_p); R(\Omega_p, \Omega_g); A(\omega, \{\omega_g\})] \quad (1)$$

где  $r(\Omega_p)$  – удаление признаков внутри класса;

$R(\Omega_p, \Omega_g)$  – удаление признаков в разных классах;

$A(\omega, \{\omega_g\})$  – правило отнесения объекта  $\omega_g$  из множества  $\omega$  – к классу  $\Omega_k$ :  $\omega_g \in \Omega_k$  при условии, что  $A(\omega, \{\omega_g\}) = \max_i A(\omega, \{\omega_i\})$ , а  $(M > M_0), (t < T_0), (s < S_0)$ .

При этом группировать объекты следует в формате:

$\mathfrak{R}_0(\omega_{pk}, \omega_{gi}) = \sum_{j=1}^N (x_{pk}^{(j)} - x_{gi}^{(j)})$  – метрика компактности признаков в классах  $p, g$  при

анализе  $k, l$  – объектов  $j$  – типа.

Таким образом, имеем формальную оптимизационную задачу, реализация которой требует программно-инструментального обоснования и адекватных моделей для получения практических результатов.

В основе решения задачи лежит принцип извлечения знаний путем реализации процессов обучения модели с модификацией весовых синаптических коэффициентов и адаптации критерия ее продуктивности за счет подбора оптимального набора входных признаков по информативности и материальным затратам за установленное время.

Анализ существующих программно-аппаратных средств позволил сделать вывод о целесообразности использования пакетов технического анализа данных в качестве базового инструментария, в которых реализованы обучающие процедуры, разведочный анализ данных, алгоритмы понижения размерности и принципиальная возможность количественной оценки информативности входного множества факторов [6].

Основная задача состоит в возможности и способности организовать и адаптировать существующий парк программных модулей для решения поставленной задачи (1). Число рассматриваемых факторов анализа в отмеченных предметных областях может достигать нескольких десятков и даже сотен [2]. Эти факторы, иногда, оказывают влияние друг на друга, часть из них зашумлена или отсутствует, что указывает на принятие решений в условиях высокой априорной неопределенности.

В этих условиях наиболее эффективны методы и алгоритмы нейросетевого распознавания образов [7]. При этом следует представить обобщенную схему решения стоящей задачи, дать и обосновать назначение её основных составных элементов (рис 1).



Рисунок 1. Схема синтеза моделей обучения и адаптации

Обучением обычно называют процесс выработки в некоторой системе той или иной реакции на группы внешних идентичных сигналов путем многократного воздействия на систему внешней корректировки. Реализация этой корректировки на практике полностью определяет алгоритм обучения. В данной задаче обучающая выборка формируется исходя из имеющихся примеров описания классов на языке их информативных признаков. Отличительная особенность – описание одного класса осуществляется признаками различной физической природы (МРТ, иридодиагностика, метод Фолля и др), что и вносит в анализ относительную информационную избыточность.

Адаптация представляет собой процесс изменения параметров и/или структуры системы и/или управляющих воздействий на основе текущей информации с целью достижения показателей продуктивности при фиксированных ограничениях по условию задачи. Реализуем оба этих процесса на основе нейросетевого модуля стандартного пакета технического анализа данных, например: Statistica [6]. Обмен данными будем, осуществлять в интерактивном режиме воздействуя на условия обучения через опции нейросетевого модуля и параметры адаптации путем выбора параметров и режимов работы модуля. Анализ результатов и выбор управляющих воздействий и корректирующих параметров раскроем более подробно.

Используем процедуру анализа главных компонент в нейросетевом формате для сокращения числа входных данных, т.е. методом сокращения числа переменных[6]. Возникает естественный вопрос: сколько факторов, следует использовать и какой алгоритм реализации применить? Включим в процесс ограничения из условия задачи (1). Во-первых, применим последовательный анализ оценки значимости данных “с включением” для каждого последующего фактора. Обученная модель с каждым новым фактором изменяет показатель производительности и значение ошибки на тестовом множестве. Кроме того, предварительно экспертным путем оцениваются материальные затраты на формирование всего набора факторов (инструментальные, программные, организационные, экспертные и др.) и помещаются в базу данных. Реализация последовательного анализа данных по алгоритму “с включением” позволяет наращивать информативность факторов и отображать их воздействие на показатель производитель-

ности. Зацикливаем этот процесс и перебираем весь набор входных факторов. При этом малоинформативные и многозатратные исключаем из анализа в первую очередь. Продолжаем цикл до тех пор, пока не выполняются условия задачи по производительности модели и удовлетворение ограничениям.

Моделирование и экспериментальные вариации параметрами и режимами конструирования нейромоделей показали достаточно удовлетворительную для практики реализуемость заявленных процедур. При этом адаптация синаптической карты при обучении к установленным параметрам оказалась достаточно устойчивой и реализована практически в реальном масштабе времени (рис.2):

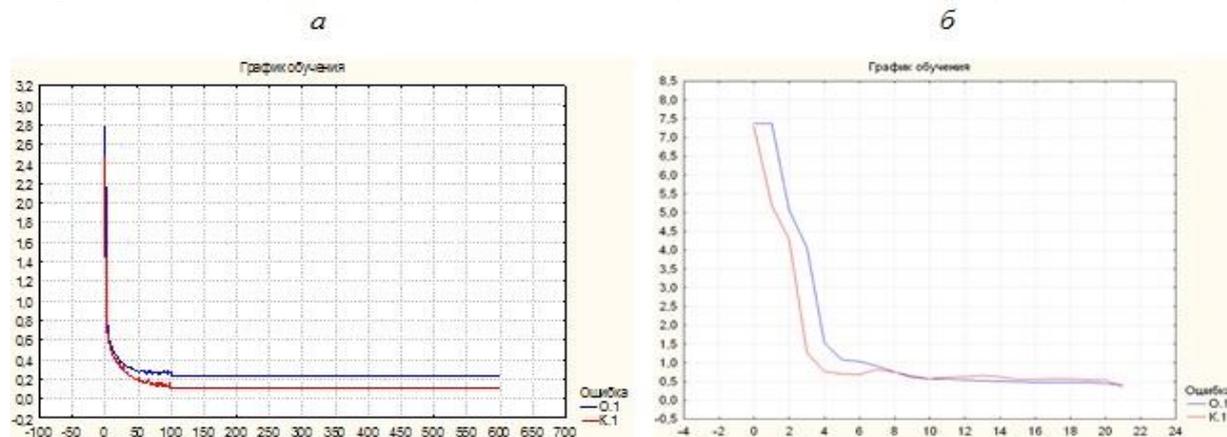


Рисунок 2. Обучение при 3 факторах (а) и при 8 факторах (б)

Таблица 1.

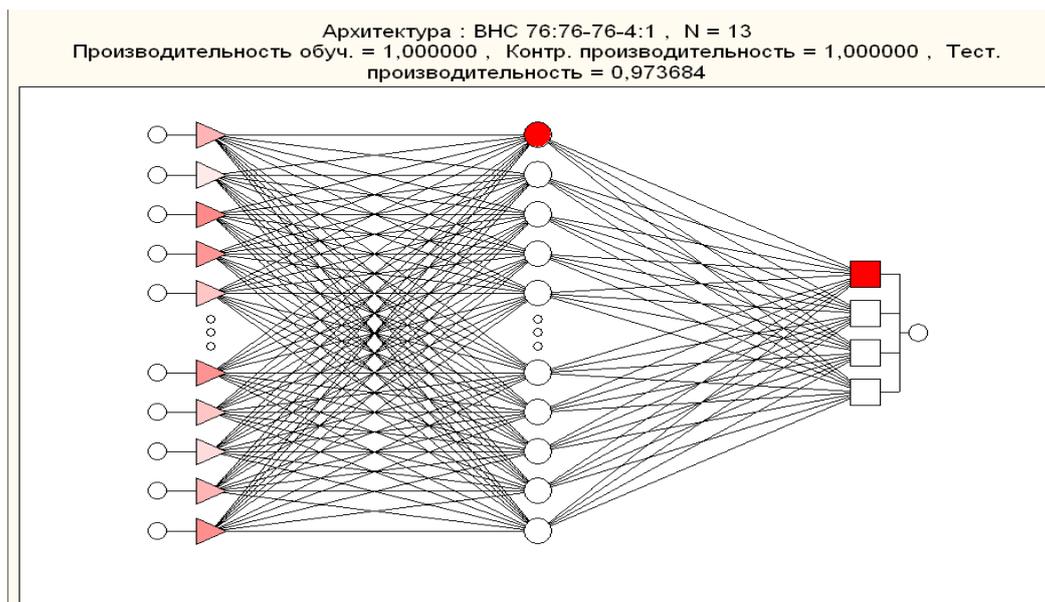
**Оценка чувствительности и ранжирование факторов устойчивы**

Анализ чувствительности факторов-			
	SEP 111	PET 222	WID 333
<b>Отношение.1</b>	1,570547	6,063907	8,264848
<b>Ранг.1</b>	3,000000	2,000000	1,000000

Некоторые варианты результатов классификации и архитектуры сети представлены на рис.3. и рис.4:

	Классификация (7 ) (zyto)			
	y.1.7	y.2.7	y.3.7	y.4.7
<b>Всего</b>	36,0000	46,0000	35,0000	35,0000
Правильно	36,0000	45,0000	35,0000	35,0000
Ошибочно	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000
Неизвестно	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
% правильных	100,0000	97,82609	100,0000	100,0000
% ошибочных	0,0000	2,17391	0,0000	0,0000
% неизвестно	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Рисунок 3. Пример результатов классификации



*Рисунок 4. Вариант архитектуры ВНС-сети*

**Выводы:**

1. В условиях относительной априорной избыточности входных факторов успешно решается оптимизационная задача распознавания образов в условиях материальных и временных ограничений.
2. Поставленная задача решается на базе стандартного пакета технического анализа данных и не требует дополнительных программно-инструментальных ресурсов.
3. Количественная оценка информативности признаков пространств позволяет оценивать состоятельность применяемых методов классификации и достоверность различных способов диагностики.

**Список использованной литературы**

1. Морозов А.А., Клименко В.П., Ляхов А.Л., Алёшин С.П. Состояние и перспективы нейросетевого моделирования СППР в сложных социотехнических системах // Математичні машини і системи. 2010, № 1. С. 127 – 149.
2. Барабаш Ю. Л. Коллективные статистические решения при распознавании.- М.: Радио и связь, 1983.- 224с.
3. Магнитно-резонансная томография: основные сведения [Электронный ресурс].– Режим доступа: [http://centrmrt.ru/mrt/scince\\_info.html](http://centrmrt.ru/mrt/scince_info.html)
4. Программное обеспечение Compass – гарантированная забота о вашем здоровье: основные сведения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://www.compass38.narod.ru/05\\_bio\\_predpochtenie.htm](http://www.compass38.narod.ru/05_bio_predpochtenie.htm)
5. Иридодиагностика: основные сведения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.kunpendelek.ru/mdiag/iridology/>
6. Боровиков В.П. STATISTICA Neural Networks - Техническое описание. М.: Мир, 1999.–239с.
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. Пер. с англ. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2006 г. – 1104.

# ПОВЫШЕНИЕ НЕСУЩЕЙ СПОСОБНОСТИ МЕЖДУЭТАЖНОГО ЖЕЛЕЗОБЕТОННОГО ПЕРЕКРЫТИЯ В ДЕЙСТВУЮЩЕМ ПРОИЗВОДСТВЕННОМ КОРПУСЕ

**Зобкова Н.В.,**

*кандидат технических наук, доцент*

*Саратовский государственный технический университет имени Гагари-  
на Ю.А.,*

*Россия, г. Саратов*

**Пшенов А.А.**

*кандидат технических наук, доцент*

*директор ООО «Экспресс-проект»*

*Россия, г. Саратов*

# IMPROVING THE BEARING CAPACITY OF REINFORCED CONCRETE INTERCOMMUNICATION OVERLAP IN THE EXISTING PRODUCTION BUILDING

**Zobkova N.V.**

*Ph. D., Associate Professor*

*Yuri Gagarin State Technical University of Saratov,*

*Russia, Saratov*

**Pshenov A.A.**

*Ph. D., Associate Professor*

*Director ООО «Express-project»*

*Russia, Saratov*

## **Аннотация**

В работе приведен способ повышения несущей способности междуэтажного железобетонного перекрытия балочного типа в действующем производственном корпусе.

## **Abstract**

The paper presents the method of improving bearing capacity of reinforced concrete intercommunication overlap beam type in the existing industrial building.

**Ключевые слова:** действующее предприятие, железобетонное перекрытие, несущая способность, армирование

**Keywords:** bearing capacity, concrete overlay, the existing company, reinforcement

Установка нового технологического оборудования в действующем производственном корпусе привела к увеличению нагрузок на перекрытие.

С целью определения технического состояния конструкций перекрытия было проведено обследование. В ходе обследования установлено: перекрытие монолитное железобетонное балочного типа состоит из плиты, работающей по короткому направлению, второстепенных и главных балок [1, с. 36]. По результатам вскрытий конструкций установлено армирование железобетонных кон-

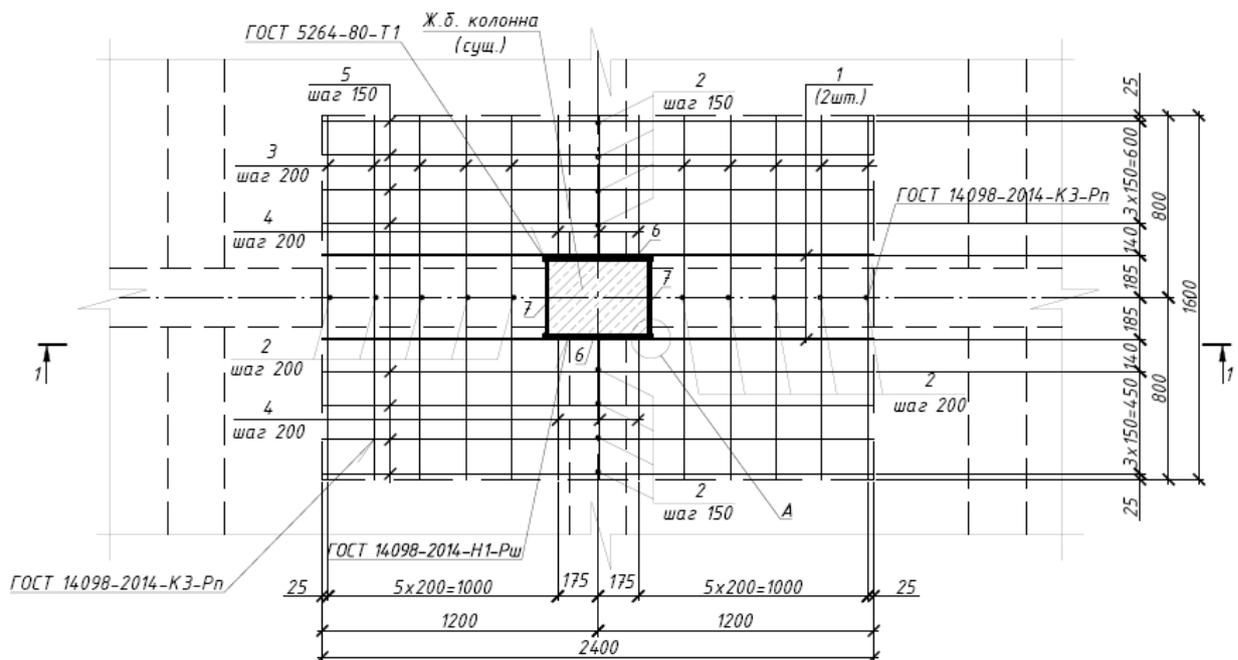
струкций перекрытия, методами неразрушающего контроля определён класс бетона: для главных балок – бетон В 14,7; для второстепенных балок – бетон В 14,3.

Результаты проверочных расчетов с учетом фактических показателей конструкций и нагрузок показали, что прочность и трещиностойкость на опорных участках главных балок не обеспечены.

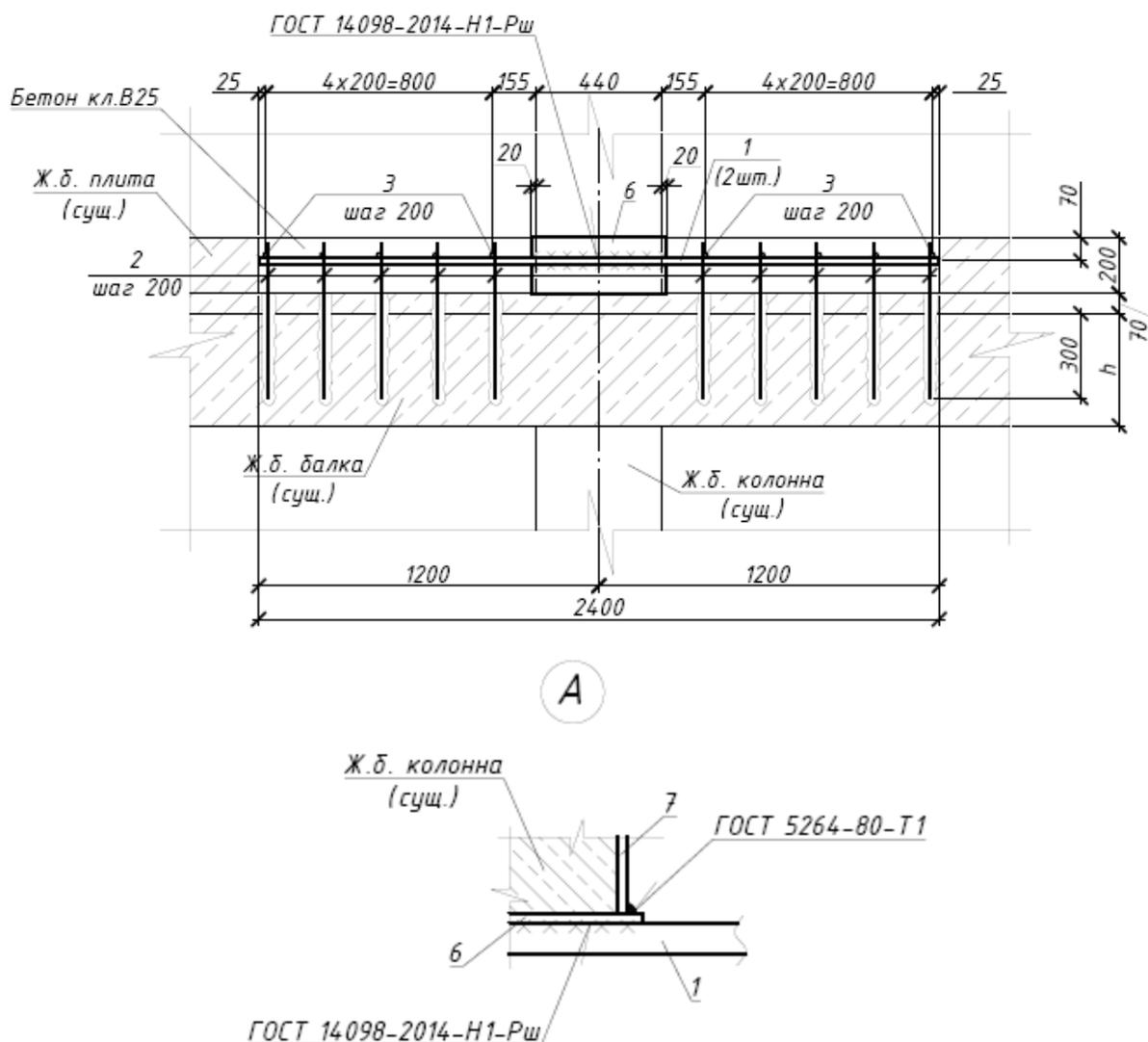
В технической литературе описаны [3] способы повышения несущей способности перекрытия путем увеличения толщины плиты перекрытия и/или сечения колонны, а также увеличения сечения арматуры при колонной зоне перекрытия. С учётом условий производства работ было принято решение повысить несущую способность балочного перекрытия путем увеличения сечения арматуры при колонной зоне перекрытия.

Дополнительное армирование в зоне сопряжения колонн с конструкциями перекрытия выполняется на участке согласно эпюре напряжений по линии расчётных нулевых изгибающих моментов в балках перекрытия у колонн.

Схема армирования при колонной зоне конструкций перекрытия показаны на рис. 1.



1 - 1



**Рисунок 1. Схема армирования приколонной зоны плиты перекрытия**

- 1 – стержень  $\varnothing 25$  A500С длиной 2400 мм,
- 2 – стержень  $\varnothing 16$  A500С длиной 550 мм,
- 3 – стержень  $\varnothing 16$  A500С длиной 1600 мм,
- 4 – стержень  $\varnothing 16$  A500С длиной 600 мм,
- 5 – стержень  $\varnothing 16$  A500С длиной 2400 мм,
- 6 – лист 8x200 длиной 480 мм, 7 – лист 8x200 длиной 330 мм

Анализ выполненных расчетов армирования железобетонных балок перекрытия при установке оборудования показывает, что прочность и трещиностойкость обеспечены в опорной и пролётной зоне при условии выполнения усиления опорной зоны главных балок.

### Литература

1. Пшенов, А.А. Обследование междуэтажного перекрытия в действующем производственном корпусе [Текст] / А.А. Пшенов, Н.В. Зобкова // Развитие современной науки: теоретические и прикладные аспекты: сборник статей студен-

тов, магистрантов, аспирантов, молодых ученых и преподавателей, Пермь: ИП Сигитов Т.М., 2016. С. 35-36.

2. СП 63.13330.2012 «СНиП 52-01-2003 Бетонные и железобетонные конструкции. Основные положения».

3. Каталог конструктивных решений по усилению и восстановлению строительных конструкций зданий и сооружений [Текст]. – М.: ОАО «ЦНИИ-Промзданий», 2009. – 258 с.

## ПРИМЕНЕНИЕ ГРАФОВЫХ БАЗ ДАННЫХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ПОИСКА АССОЦИАТИВНЫХ ПРАВИЛ

**Краковцев А.А.,**

*Студент Южно-Российского государственного  
политехнического университета (НПИ) имени  
М.И. Платова, Россия, г. Новочеркасск*

**Скоба А.Н.**

*Кандидат технических наук, доцент Южно-Российского  
государственного политехнического университета (НПИ)  
имени М.И. Платова, Россия, г. Новочеркасск*

## APPLICATION OF GRAPH DATABASES FOR ASSOCIATION RULES MINING

**Krakovtsev A.**

*Student Federal State Budget Educational Institution  
of Higher Professional University «Platov SouthRussian  
State Polytechnic University (NPI)», Novocherkassk, Russia*

**Scoba A.**

*Candidate of Engineering Sciences, associate Professor  
Federal State Budget Educational Institution of Higher  
Professional University «Platov SouthRussian State  
Polytechnic University (NPI)», Novocherkassk, Russia*

### **Аннотация**

В данной работе описан метод оптимизации поиска ассоциативных правил с помощью алгоритма FP-Growth путём хранения FP-дерева в графовой базе данных. Представлена постановка задачи поиска ассоциативных правил, дано описание алгоритма FP-Growth и FP-дерева, дано решение на основе СУБД Neo4j.

### **Abstract**

In this paper described a method for optimizing the association rules mining using the FP-Growth algorithm by storing an FP-tree in a graph database. The formulation of the problem of association rules mining is presented, described the algorithm of FP-Growth and FP-tree and the solution, based on the Neo4j DBMS.

**Ключевые слова:** ассоциативные, правила, поиск, FP-Growth, FP-Tree, граф, Neo4j.

**Keywords:** association, rules, mining, FP-Growth, FP-Tree, graph, Neo4j.

Одной из важных задач, решаемых в маркетинге, и в частности, в мерчандайзинге, является выкладка товара. Обычно, данная задача решается с применением правил выкладки, основанных на семи законах психологической способности к восприятию [1]. Эффективным инструментом, дополняющим данную методику, являются ассоциативные правила. Они позволяют определять какие товары покупают совместно и покупка каких из них следует за приобретением других. Полученную таким образом информацию можно использовать как для организации выкладки товаров на основных стеллажах, так и при кросс-мерчандайзинге.

Ассоциативные правила входят в группу методов *data mining* и решают задачу ассоциации (поиск закономерностей между связанными событиями в наборе данных) [2, 3]. Они позволяют находить закономерности между связанными событиями. Примером ассоциативного правила, служит утверждение, что покупатель, приобретающий "Хлеб", приобретет и "Молоко" с вероятностью 75%. Впервые задача поиска ассоциативных правил была предложена для нахождения типичных шаблонов покупок, совершаемых в супермаркетах, поэтому иногда ее еще называют анализом рыночной корзины (*market basket analysis*).

Задача синтеза ассоциативных правил описывается следующим образом. Пусть задан набор данных  $D: T_j = (tid_j, item_j)$ , представляющий собой транзакционную базу данных [4, 5], в которой каждый элемент  $T_j, j = 1, 2, \dots, N_D$  содержит информацию о некоторых взаимосвязанных событиях, где  $N_D = |D|$  – количество элементов(транзакций) в наборе данных  $D$ .

Элементы  $T_j$  могут представляться в виде:

$T_j = (tid_j, item_j)$ , где  $tid_j$  – идентификатор  $j$ -й транзакции  $T_j$ ;

$item_j = \{t_{1j}, t_{2j}, \dots, t_{N_{item_j}j}\} \subseteq I$  – список элементов транзакции  $T_j$ ;  $t_{ij}$  –  $i$ -й элемент списка  $item_j, i = 1, 2, \dots, N_{item_j}$ ;  $N_{item_j} = |item_j|$  – количество элементов множества  $item_j$ ;  $I = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{N_I}\}$  – множество возможных значений, которые могут входить в список элементов  $item_j$  каждой транзакции  $T_j, j = 1, 2, \dots, N_T$  набора данных  $D$ ;  $\tau_a$  –  $a$ -й элемент множества  $I, a = 1, 2, \dots, N_I$ ;  $N_I = |I|$  – количество элементов в  $I$ .

Таким образом, каждая транзакция  $T_j$  набора данных  $D$  представляет собой список элементов  $item_j$ , являющийся подмножеством множества  $I$ .

Ассоциативным правилом (АП) называется импликация  $X \rightarrow Y$ , в которой наборы  $X$  и  $Y$  не пересекаются [5]:

$$X \rightarrow Y: X \subset I, Y \subset I, X \cap Y = \emptyset.$$

То есть ассоциативное правило описывает закономерности вида: "Из события  $X$  следует событие  $Y$ " или "если условие, то действие" [5]. Задача поиска ассоциативных правил  $AR$  заключается в том, чтобы на основе имеющегося набора данных  $D$  (транзакционной базы данных) найти закономерности между событиями  $\tau_a \in I, a = 1, 2, \dots, N_I$ .

Задача построения АП связана с необходимостью вычисления поддержки и достоверности правил  $a$  [3,4]. Набор  $X \subset I$  из базы  $D$  имеет поддержку  $supp(X)$ , определяемую как отношение количества транзакций  $T$  в наборе данных  $D$ , содержащих множество элементов  $X$ , к общему количеству транзакций в базе данных  $D$ .

Поддержкой  $supp(X \rightarrow Y)$  правила  $X \rightarrow Y$  является поддержка множества  $X \cup Y$ :  $supp(X \rightarrow Y) = supp(X \cup Y)$ .

Достоверностью  $conf(X \rightarrow Y)$  правила  $X \rightarrow Y$  называют отношение его поддержки  $supp(X \rightarrow Y)$  к поддержке  $supp(X)$  множества  $X$ .

Процесс синтеза ассоциативных правил может быть разбит на два этапа [4, 5]: генерирование всех наборов  $X$  с уровнем поддержки, не ниже заданного экспертом порогового значения  $minsupport(X)$ , в результате чего формируются часто встречаемые наборы  $X \subset I$ ; генерирование всех правил  $X \rightarrow Y$  с уровнем достоверности, не ниже заданного экспертом порогового значения  $minconfidence(X \rightarrow Y)$  [4].

FP-дерево можно представить как древовидную структуру, представленную ниже [6]:

1. Корень помечается как "NULL" и имеет набор дочерних поддеревьев;
2. Каждый узел поддерева состоит из трех полей:
  1. Имя элемента (*item-name*): записывается, какой элемент представлен узлом;
  2. Количество (*Count*): количество транзакций, представленных участком пути до достижения узла;
  3. Ссылки на узел (*Node-link*): ссылки на следующие узлы в FP-дереве, представляющие элементы из одного набора, или нуль, если таких нет.

Пример FP-дерева представлен на рисунке 1.

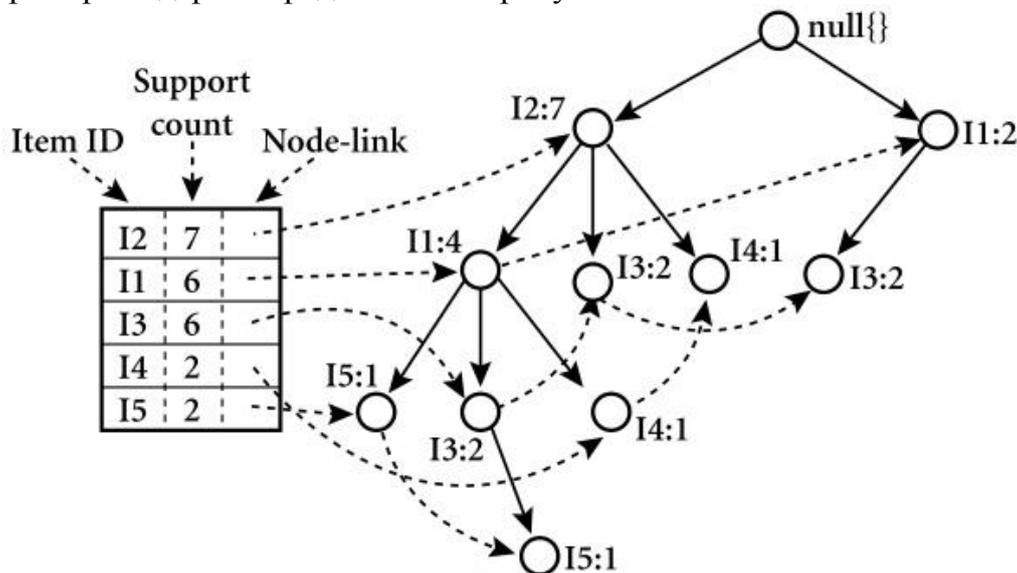


Рисунок 1. FP-дерево

Следующим шагом алгоритма FP-Growth после построения FP-дерева является его обработка, в результате чего находятся частые наборы элементов. Входным параметром алгоритма на данном этапе является минимальный порог поддержки. И в случае, если требуется находить частые наборы с разными значениями этого порога - целесообразно хранить сгенерированное FP-дерево. Эту задачу решают графовые базы данных.

Графовая база данных — разновидность баз данных с реализацией сетевой модели в виде графа и его обобщений [7]. Самой распространённой графовой

СУБД является Neo4j [8]. Она хранит данные в своём собственном формате, оптимизированном для представления графовой информации. Это позволяет применять дополнительную оптимизацию в случае данных со сложной структурой, в отличие от моделирования графовой базы данных средствами реляционной СУБД [6]. Neo4j поддерживает ACID и соответствует спецификациям JTA, JTS и XA [8].

Пусть имеется транзакционная база данных следующего вида.

Таблица 1.

**Транзакционная база данных**

Номер транзакции	Элементы транзакции
1	A, B, D, E
2	B, C, E
3	A, B, D, E
4	A, B, C, E
5	A, B, C, D, E
6	B, C, D

Преобразуем её в граф. Описание графа, соответствующего FP-дереву, хранящему информацию о представленных транзакциях на языке Cypher (язык запросов базы данных Neo4j) выглядит следующим образом:

```
CREATE (Root:Node)
CREATE (Node1:Node {item:'B', support:6})
CREATE (Node2:Node {item:'E', support:5})
CREATE (Node3:Node {item:'C', support:1})
CREATE (Node4:Node {item:'A', support:4})
CREATE (Node5:Node {item:'C', support:1})
CREATE (Node6:Node {item:'D', support:1})
CREATE (Node7:Node {item:'D', support:2})
CREATE (Node8:Node {item:'C', support:2})
CREATE (Node9:Node {item:'D', support:1})
```

```
CREATE
(Root)-[:IS_PARENT_FOR]->(Node1),
(Node1)-[:IS_PARENT_FOR]->(Node2),
(Node1)-[:IS_PARENT_FOR]->(Node3),
(Node2)-[:IS_PARENT_FOR]->(Node4),
(Node2)-[:IS_PARENT_FOR]->(Node5),
(Node3)-[:IS_PARENT_FOR]->(Node6),
(Node4)-[:IS_PARENT_FOR]->(Node7),
(Node4)-[:IS_PARENT_FOR]->(Node8),
(Node8)-[:IS_PARENT_FOR]->(Node9);
```

После исполнения данного скрипта получим граф, представленный на рисунке 2.

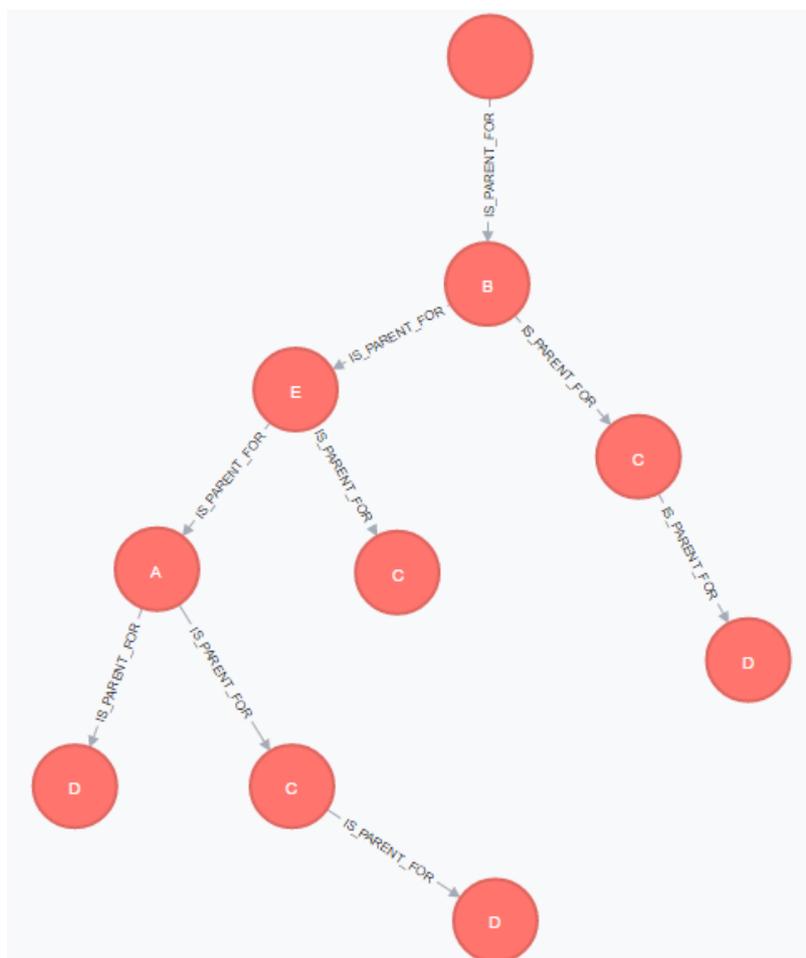


Рисунок 2. FP-дерево в Neo4j

Используя данный граф, можно находить частые наборы с разными значениями минимальной поддержки без необходимости генерировать новое дерево для каждого случая. Данный подход обеспечивает уменьшение количества считываний анализируемых таблиц из реляционной базы данных. Избегая данной длительной и требовательной к ресурсам операции, происходит значительный прирост производительности и ускорение процедуры поиска ассоциативных правил.

### Литература

1. Федорова И. И. Мерчендайзинг как эффективный инструмент маркетинга торгового предприятия // Kant. 2013. №3 (9). URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/merchendayzing-kak-effektivnyy-instrument-marketinga-torgovogo-predpriyatiya> (дата обращения: 03.02.2017);
2. Zhang C. Association rule mining: models and algorithms / C. Zhang, S. Zhang. – Berlin: Springer-Verlag. – 2002. – 238 p.;
3. Adamo J.-M. Data mining for association rules and sequential patterns: sequential and parallel algorithms / J.-M. Adamo. – New York: Springer-Verlag. – 2001. – 259 p.;
4. Agrawal R., Ramakrishnan S. Fast algorithms for mining association rules in large databases. – Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases, VLDB, pages 487-499, Santiago, Chile, September 1994;

5. Зайко Т. А., Олейник А. А., Субботин С. А. Ассоциативные правила в интеллектуальном анализе данных // Вестник НТУ ХПИ. 2013. №39 (1012). С.82-96;

6. J. Han, H. Pei, and Y. Yin. Mining Frequent Patterns without Candidate Generation. In: Proc. Conf. on the Management of Data (SIGMOD'00, Dallas, TX). ACM Press, New York, NY, USA 2000;

7. Robinson, I. and Webber, J. and Eifrem, E. Graph Databases. — O'Reilly Media, 2013. — 178 p.;

8. Aleksa Vukotic, Jonas Partner, Nicki Watt. Neo4j in Action. — Manning Publications Company, 2014.

## СПЕКТР ИСКУССТВЕННОГО РАДИОИЗЛУЧЕНИЯ ИОНОСФЕРЫ

**Лейченко Г.Б.**

*Студент Санкт-Петербургского  
Университета Аэрокосмического  
Приборостроения,  
Россия, г. Санкт-Петербург.*

## SPECTRUM OF ARTIFICIAL RADIO EMISSION OF THE IONOSPHERE

**Leychenko G.B.**

*Student of the Saint Petersburg  
State University of Aerospace  
Instrumentation,  
Saint Petersburg, Russia.*

### **Аннотация**

Рассмотрено необычное явление в ионосферной плазме в виде искусственного излучения при воздействии на ионосферу мощного нагрева (волна накачки) в диапазоне коротких волн. Дается физическое обоснование причин возникновения ИРИ. Выделены наиболее важные эффекты, сопровождающие искусственное радиоизлучение. Дан пример, поясняющий характер частотного спектра ИРИ и его компонент. Указанный спектр зафиксирован на действующем исследовательском нагревном стенде «СУРА» вблизи Нижнего Новгорода в сентябре 1996 года.

### **Abstract**

An unusual phenomenon in the ionospheric plasma in the form of Artificial radio emission under the influence of powerful heating (pump wave) on the ionosphere in the short-wave range is considered. The physical substantiation of the reasons for the emergence of ARE is given. The most important effects accompanying artificial radio emission are identified. An example is given that explains the nature of the frequency spectrum of the IRI and its components. This spectrum was recorded at the existing SURA research booth near Nizhny Novgorod in September 1996.

**Ключевые слова:** ионосфера, радиоизлучение, исследование, нагрев.

**Keywords:** Ionosphere, radio emission, research, heating.