

**МЕЖДУНАРОДНЫЙ ЦЕНТР НАУЧНОГО СОТРУДНИЧЕСТВА  
«НАУКА И ПРОСВЕЩЕНИЕ»**



# **АКТУАЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ НАУКИ, ОБЩЕСТВА И ОБРАЗОВАНИЯ**

**МОНОГРАФИЯ**

**ПЕНЗА  
МЦНС «НАУКА И ПРОСВЕЩЕНИЕ»  
2026**

УДК 001.1  
ББК 60  
А43

**Рецензенты:**

**Грицай Людмила Александровна** – доктор педагогических наук, доцент кафедры теории и истории педагогики ФГБОУ ВО «Ярославский государственный педагогический университет имени К.Д. Ушинского»

**Иванова Ирина Викторовна** – доктор педагогических наук, кандидат психологических наук, доцент, профессор кафедры социальной адаптации и организации работы с молодёжью ФГБОУ ВО «Калужский государственный университет им. К. Э. Циолковского»

**Колесников Геннадий Николаевич** – доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой ФГБОУ ВО «Петрозаводский государственный университет»

**Авторский коллектив**

Абдуллаев Б.А., Алексеев А.В., Алламуродова С.Д., Аменицкий А.В., Астафьева О.А., Ахметшина И.А., Башкирова И.А., Бекшаев И.А., Берсенева И.А., Воробьев Е.Г., Гончарова Е.В., Дьячкова Т.В., Зеленкова Т.В., Календерова Н.К., Колоскова Т.А., Кочконян В.М., Куканова М.А., Лошакова М.С., Маджидзода А.Р., Нормуродов М.С., Овченкова О.Ю., Оринина Л.В., Павлова А.Б., Петруня О.М., Рубцов Ю.В., Русяев Н.Н., Савилов А.А., Саломов А.Б., Тумбусов Д.Д., Тураева Д.И., Федорова А.В., Хасанов Н.Б., Хорольцева Е.Б., Чурюканова Е.О.

**А43**

**АКТУАЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ НАУКИ, ОБЩЕСТВА И ОБРАЗОВАНИЯ: монография** / Под общ. ред. Г. Ю. Гуляева — Пенза: МЦНС «Наука и Просвещение». — 2026. — 256 с.

ISBN 978-5-00268-376-5

В монографии представлены теоретические подходы и концепции, аналитические обзоры, практические решения в конкретных сферах науки и образования.

Издание может быть интересно российским и зарубежным ученым, руководителям и служащим государственного аппарата, руководителям и специалистам учреждений и хозяйственных организаций, педагогам, аспирантам и студентам высших учебных заведений.

© МЦНС «Наука и Просвещение» (ИП Гуляев Г. Ю.), 2026  
© Коллектив авторов, 2026

ISBN 978-5-00268-376-5

УДК 004.021

# ГЛАВА 17. ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ В СИСТЕМЕ ФОРМИРОВАНИЯ ПРЕДЛОЖЕНИЙ НА ВЫБОР ИЗДЕЛИЙ ЭЛЕКТРОННОЙ КОМПОНЕНТНОЙ БАЗЫ В ПРОЦЕССАХ РАЗРАБОТКИ РАДИОЭЛЕКТРОННОЙ АППАРАТУРЫ

**Рубцов Юрий Васильевич**генеральный директор, главный конструктор  
АО «ЦКБ «Дейтон»

**Аннотация:** Исследованы методы машинного обучения в системах формирования предложений на выбор изделий электронной компонентной базы для применения в радиоэлектронной аппаратуре. Известные методы требуют больших затрат и недостаточно эффективны. Предложено использование интеллектуального анализа данных и методологии CRISP-DM. Основное преимущество достигается за счёт модификации и унификации данных для обеспечения оптимального выбора изделий электронной компонентной базы при решении задач разработки радиоэлектронной аппаратуры. Предложены методы проверки полученных результатов с помощью набора актуальных метрик для оценки моделей. Результаты проверки позволяют использовать исследованные методы машинного обучения в качестве инструмента для оптимального выбора изделий. Предложенные идеи успешно апробированы на предприятии АО «ЦКБ «Дейтон».

**Ключевые слова:** информационная система, искусственный интеллект, машинное обучение, электронная компонентная база, системный анализ, система поддержки принятия решений, управление данными, радиоэлектронная аппаратура.

**APPLICATION OF THE METHOD OF INTELLIGENT DATA ANALYSIS IN THE SYSTEM OF FORMING PROPOSALS FOR THE SELECTION OF ELECTRONIC COMPONENT BASE PRODUCTS IN THE DEVELOPMENT PROCESSES OF RADIOELECTRONIC**

**Rubtsov Yuri Vasilievich**

**Annotation:** Machine learning methods for generating proposals for electronic component base products for use in electronic equipment are studied. Existing methods are expensive and ineffective. The use of intelligent data analysis and the CRISP-DM methodology is proposed. The main

advantage is achieved through data modification and standardization to ensure optimal selection of electronic component base products for solving electronic equipment development problems. Methods for validating the obtained results using a set of relevant metrics for model evaluation are proposed. The validation results allow the use of the investigated machine learning methods as a tool for optimal product selection. The proposed ideas have been successfully tested at JSC Central Design Bureau Dayton.

**Keywords:** information system, artificial intelligence, machine learning, electronic component base, systems analysis, decision support system, data management, electronic equipment.

## Введение

Выбор разработчиками радиоэлектронной аппаратуры (РЭА) применяемых изделий электронной компонентной базы (ЭКБ) усложняется с каждым годом в связи с ростом номенклатуры, функционала изделий, повышением требований к надёжности. Для решения задач актуально создание информационных систем поддержки принятия решений (СППР, или Decision Support System, DSS) [1]. Наполнение СППР данными выполняется за счет сбора и обработки информации о назначении ЭКБ, параметрах, показателях (надёжность, стойкость к внешним воздействиям и т.п.), стоимости, ритмичность поставок.

Для эффективного наполнения СППР данными применяется интеллектуальный анализ (ИА) [2]. Используется машинное обучение (МО), искусственный интеллект (ИИ) для преобразования собранных данных об ЭКБ. На основании проведенного МО нейронные сети (НС) обеспечивают формирование предложений на принятие решений в выборе применяемой ЭКБ, [3].

В реализации ИА используется методология CRISP-DM. Внедрение методологии CRISP-DM выполнено в информационно – поисковой системе «Дейтрон» <https://www.deyton.ru/basedemo.php>.

## Методология интеллектуального анализа данных для формирования предложений на принятие решений в выборе применяемых изделий

Методология Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) – применяется в процессах исследования данных [4]. Подходы CRISP-DM модифицируются под конкретные задачи.

CRISP DM служит шаблоном для достижения целей СППР и предполагает деление процесса создания СППР на этапы, которые показаны на рисунке 1.

1) На первом этапе выполняется постановка задачи. Ключевыми шагами этапа являются: определение цели, описание требований к сбору данных, подготовке, моделированию и оценке, с четким контролем понимания задач и правил обеспечения качества данных.

2) На втором этапе ИА данные собираются, описываются, исследуются, оценивается их качество: полнота, наличие ошибок, пробелы и пропуски. Сбор данных является одним из наиболее трудоемких процессов, он занимает более половины объёма следующих затрат на разработку CRISP-DM, как показано на рисунке 2.

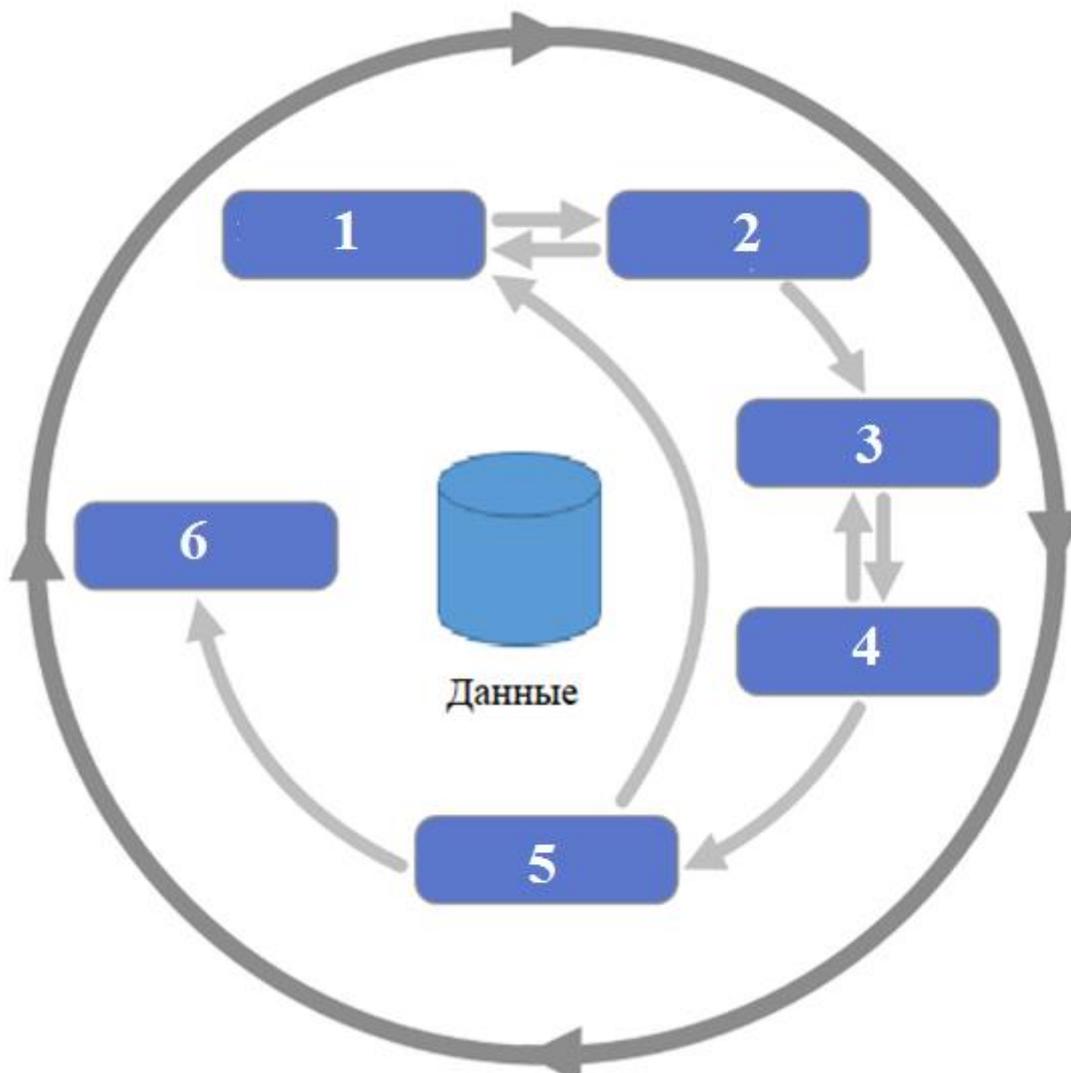


Рис. 1. Этапы методологии CRISP-DM применительно к задаче СППР



Рис. 2. Объем затрат на выполнение сбора данных по сравнению со следующими этапами

Собранная информация об ЭКБ может быть первичной (ПИ) которая содержит: а) условное обозначение изделия; б) наименование разработчика изделия; в) наименование изготовителя изделия; г) наименование калькодержателя документации; д) классификационные коды изделия, на примере QFN корпусов для микросхем, результаты исследований представлены в [5]; е) свойства изделия; ж) текущая стадия жизненного цикла изделия, в части управления надежностью ЭКБ и моделей, результаты исследований представлены в [6-8]; з) параметры и показатели изделия, условия поставки, другие требования к изделию ЭКБ.

К ПИ может быть сформирована дополнительная информация (ДИ), которая важна для адекватного применения изделия [9]. Этапы сбора ДИ могут повторяться, дополняя имеющуюся информацию. В состав ДИ могут входить: модели изделий ЭКБ для применения в САПР РЭА, результаты исследований которых представлены в [7,8,10,11]; аналоги и их автоматизированный подбор [12].

К ПИ и ДИ может быть сформирована корректирующая информация (КИ). Она позволяет привести уточнения ПИ и ДИ об изделии. Этапы сбора КИ также могут повторяться для уточнения. ДИ и КИ обеспечивая полноту и достоверность информации. Иллюстрация этапов сбора информации представлена на рисунке 3. Иллюстрация процессов сбора информации представлена на рисунке 4.

В процессе выполнения второго этапа ИА CRISP-DM, оценивается качество данных по таким показателям как точность, полнота, согласованность, надежность и достоверность. Качество данных напрямую влияет на эффективность решений по выбору изделий ЭКБ.

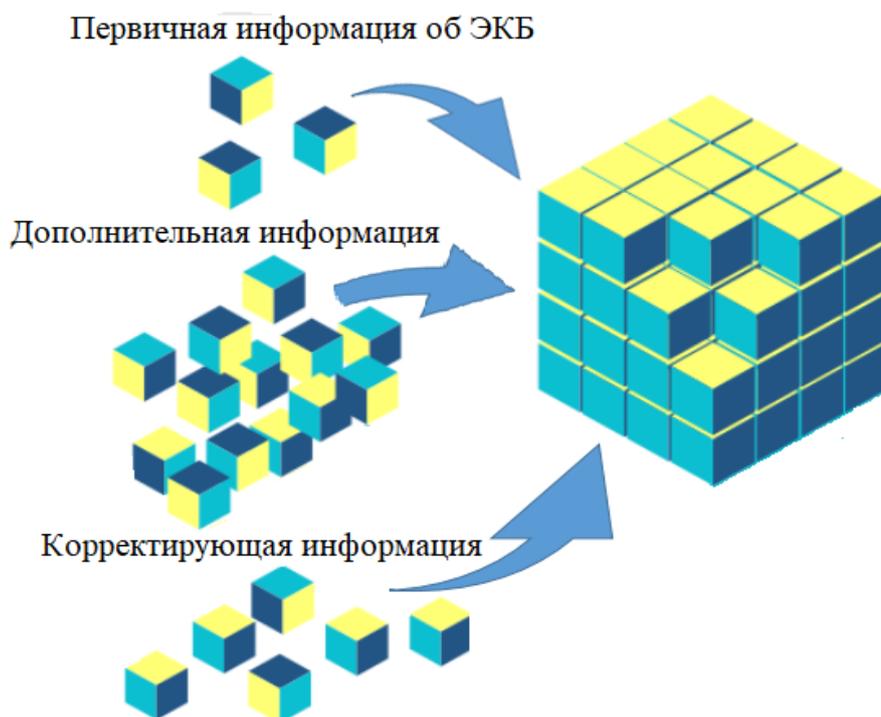


Рис. 3. Иллюстрация сбора информации по видам



Рис. 4. Иллюстрация процессов сбора информации по источникам

Качество данных требует применение надежных механизмов сбора данных, обработки и анализа, проверки точности и поддержания последовательности, что обосновано в [13,14].

Требования к качеству данных распространяется на весь жизненный цикл данных от их создания до удаления. При этом контролируются семь основных требований к качеству данных, показанных на рисунке 5.



Рис. 5. Семь ключевых требований к качеству данных

3) Цель подготовки данных в создании окончательного набора данных для использования в инструментах моделирования. В процессах подготовки данных выполняются пять ключевых шагов: а) выборка данных; б) очистка данных; в) конструирование данных; д) интеграция данных; е) форматирование данных.

При выполнении этапа подготовки данных используются алгоритмы сопоставления данных, результаты исследований для ЭКБ представлены в [15]. Они позволяют быстро и качественно извлекать необходимую информацию из большого набора данных.

4) На этапе моделирования формируются и оцениваются модели на основе наиболее подходящих методов, результаты исследования которых представлены в [16]. На практике итерация продолжается до тех пор, пока не будет найдена оптимальная модель, соответствующая поставленным задачам. Далее продолжается работа над следующими этапами CRISP-DM, а затем, дополнительно улучшается модель.

Существует четыре ключевых шага для выполнения этапа моделирования: выбор метода моделирования; создание моделей; генерация тестового проекта; оценка моделей.

Моделирование выполняется методом обобщения множества знаний в области ЭКБ, а сам процесс - МО.

При проведении МО должно быть задано целевое значение, строящимся на основе МО.

В [16] представлен алгоритм дерева решений на выбор изделий ЭКБ согласно класса, функционального назначения и области применения. В основе многих современных алгоритмов строится дерево решений.

Теоретически, МО будет проводиться до тех пор, пока в результате не будут получены абсолютно точные подмножества. При этом, имеется вероятность построения дерева решений, в котором для каждого варианта будет создан отдельный лист. Такое дерево решений может быть бесполезным, поскольку оно будет переобученным - каждому варианту будет соответствовать свой уникальный путь, а, следовательно, и набор правил, актуальный только для данного варианта.

Переобучение ведёт к последствиям точного распознавания вариантов, участвующих в обучении и ошибки для новых данных. Кроме этого, переобученные деревья решений имеют очень сложную структуру, и поэтому их сложно интерпретировать.

Для решения проблемы вводится принудительная остановка построения дерева решений, пока оно не стало переобученным. Для этого разработаны следующие подходы:

- ранняя остановка МО, как только будет достигнуто заданное значение критерия. Для примера - критерий процентной доли правильного распознанных данных. Единственным преимуществом такого подхода является снижение времени обучения. Большим недостатком является то, что ранняя остановка МО снижает точность дерева решений;

- задание максимального числа разбиений в ветвях, по достижении которого МО останавливается. Данный метод также ведёт к снижению точности дерева решений;

- задание минимального числа разбиений в ветвях. Это позволит избежать создания тривиальных разбиений и, соответственно, малозначимых правил.

Как было отмечено выше, если число узлов и листьев дерева решений не ограничить, то в результате будет построена сложная модель. Ее трудно будет реализовать. В то же время дерево решений с малым количеством отработанных вариантов оказывается малозначимым с практической точки зрения.

Наиболее эффективное в применении дерево решений, состоящее из малого количества узлов, которым бы соответствовало большое число вариантов из обучающей выборки. Поэтому представляет интерес подход, альтернативный ранней остановке - построить все возможные деревья решений и выбрать из них то, которое при разумной величине обеспечивает приемлемый уровень ошибки, т.е. найти наиболее выгодный баланс между сложностью и точностью.

Альтернативным подходом является отсечение ветвей. Он содержит следующие шаги:

- построить дерево решений (чтобы все листья содержали примеры одного класса);
- определить два показателя: относительную точность модели - отношение числа правильно распознанных вариантов к общему числу примеров, и абсолютную ошибку - число ошибочно распознанных вариантов;
- удалить из дерева листья и узлы, отсечение которых не приведёт к значимому уменьшению точности модели или значимому увеличению ошибки.

Отсечение ветвей, производится в направлении, противоположном направлению роста дерева решений, путём последовательного преобразования узлов в листья. Преимуществом отсечения ветвей по сравнению с ранней остановкой является возможность поиска наиболее адекватного соотношения между точностью и понятностью дерева решений. Недостатком является большее время МО из-за необходимости сначала построить полное дерево решений, потом его отсекать и проверять работоспособность.

Иногда даже упрощённое дерево решений все ещё является слишком сложным для визуального восприятия и интерпретации. В этом случае может оказаться полезным извлечь из дерева решающие правила и организовать их в наборы, описывающие классы.

После построения, дерево решений тестируют на новых данных, чтобы убедиться, что оно правильно функционирует. Показатель оценки точности построенного дерева решений - это количество правильных решений, выполненных моделью, деленное на общее количество решений (1).

$$K_{др} = \frac{N_{пр}}{N_p} \quad (1)$$

где:  $N_{пр}$  - количество правильных решений, выполненных моделью,  $N_p$  - общее количество решений.

Для оценки качества дерева решений разработан метод сравнительного контроля. Начальное множество обучающих вариантов разбивается на два подмножества, называемые тренировочным и контрольным. Сначала модель проходит МО на тренировочном подмножестве точности построенного дерева ре-

шений согласно формуле (1), затем рассчитывается число ошибок на контрольном подмножестве, и модуль разницы в этих числах выполняет роль меры качества модели (2).

$$K_{др0} = |K_{др1} - K_{др2}| \quad (2)$$

При исследовании данного метода определены проблемы - тренировочное и контрольное подмножества формируются на одном распределении, не всегда полно и корректно передающем начальные исходные данные, что создает ложные зависимости при реализации алгоритма МО. В таком случае оценка качества результата может быть осуществлена двумя способами:

- на выборке, взятой из отличного от проверяемого класса изделий подмножеств тренировочных и контрольных;
- расчета среднего значения для разных классов изделий ЭКБ (3).

$$K_{др0} = \sum_{i=1}^n |K_{др1} - K_{др2}| \quad (3)$$

где:  $n$  – число классов изделий ЭКБ,  $i$  - порядковый номер рассчитываемого класса.

При таком способе определено, что величина оценки будет напрямую зависеть от распределения вариантов в выборке и их соотношения для различных классов изделий ЭКБ. Такой вариант оценки дает наиболее объективный результат. При таком способе величина оценки будет напрямую зависеть от распределения вариантов в классах изделий ЭКБ в выборке и их соотношения.

Из тренировочной выборки удаляются варианты, не изменяющие результаты оценки. Так улучшается качество из тренировочного множества, но при этом ухудшается качество оценки из контрольного множества. Результаты исследований показали нецелесообразность использования такого приема по причине ненамеренного улучшения результатов под тестовую выборку, которые не являются объективными.

В настоящее время исследовано значительное число методов и алгоритмов МО с применением деревьев решений.

При этом, модель подстраивается под те данные, для которых она получает наиболее верные решения. Дерево создаёт подгруппы элементов до тех пор, пока финальная подгруппа не станет однородной по всем признакам или не даст идеальный прогноз. Из-за этого алгоритм не сможет сделать прогноз на характеристики, которых не было в обучающей выборке.

В проведенных исследованиях определены модели которые используются в технологиях ИИ для МО НС посредством исправления ошибок. Модели, вычисляют разницу между входными данными и полученными выходными данными.

В случае прямого распространения, модель учится на ошибках, корректируя свои внутренние параметры для повышения точности, анализируя вход и выход.

НС обучаются на информации об ЭКБ, выявляя закономерности и связи между свойствами, параметрами, показателями и результатами применения изделий ЭКБ в РЭА. Это позволяет им выполнять когнитивные задачи - прогно-

зировать сценарии развития событий в области оптимального выбора изделия ЭКБ для применения в РЭА.

В исследованиях использованы два типа МО с применением НС – с учителем (контролируемые, по аналогии с деревом решений) и неконтролируемые (без учителя).

В случае контролируемых, на входные данные имеется подготовленный ответ, в случае неконтролируемых - НС вычисляет ответ и самообучается. У каждого типа МО есть свои методы и способы. Доступны множество архитектур НС и методов их МО. Структурно, НС характеризуется слоями.

Каждый тип слоёв вносит свой вклад в обработку данных, позволяя извлекать различные типы признаков и закономерностей. Комбинируя эти слои в различных архитектурах, создаются модели для решения задач оптимальной выборки ЭКБ.

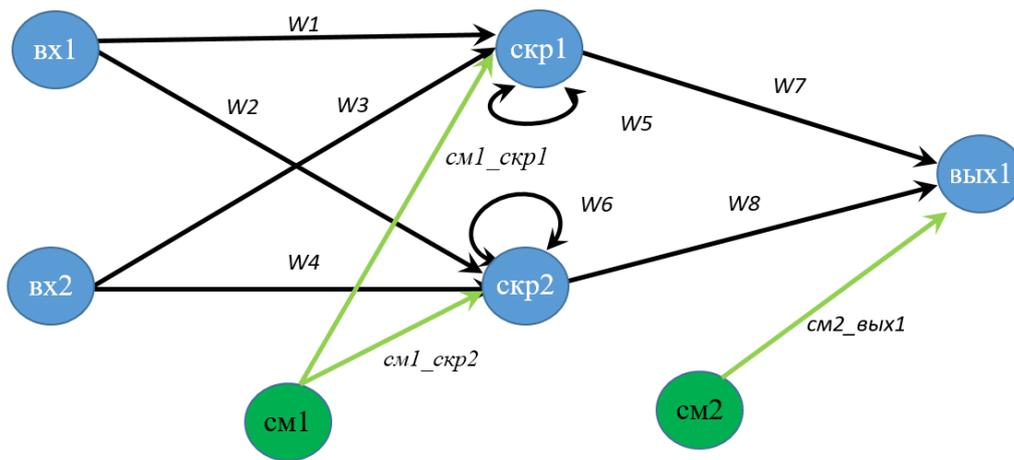
Правильная комбинация слоев может значительно повысить производительность НС и качество результатов её работы. Неправильный выбор архитектуры может привести к отрицательному результату.

При этом, для того чтобы решить задачи МО с помощью НС, необходимо:

- подробно изучить поставленную задачу и проанализировать степень необходимости применения выбранной архитектуры и методов МО;
- определить множество входных данных. Отбираются те, по которым прогнозируется минимальная ошибка;
- определить множество выходных данных, то есть то что будет на выходе НС;
- определить количество слоев и узлов;
- сгенерировать сеть и обучить ее на различных вариантах входных и выходных данных.

Для МО НС в процессах оптимального выбора изделий ЭКБ исследован алгоритм обратного распространения ошибки [17]. Он выполняется в МО итеративно (действия повторяются многократно) для корректировки весов и смещения с целью минимизации ошибок. Веса НС - это числовые значения внутри синапсов нейронов - местами контакта между нейронами. Когда МО сталкивается с признаком, который нужно запомнить, пересчитываются веса.

Пример работы алгоритма для выбора изделий ЭКБ на применение в РЭА рассматривается для формирования предложений по показателю работы до отказа в определённых условиях применения. Два нейрона входного слоя принимают информацию о количестве часов наработки до отказа ( $vx_1$ ) и условиях применения ( $vx_2$ ), нейрон ( $вых_1$ ) выходного слоя выдает информацию на выбор изделия, а нейроны скрытого слоя ( $скр_1$ ,  $скр_2$ ) обрабатывают полученную информацию, взаимодействуя с собой и с друг-другом. Схема алгоритма такой сети представлена на рисунке 6. При этом, на нейроны скрытого и выходного слоев действуют смещения ( $см_1$  и  $см_2$ ).



**Рис. 7. Демонстрация примера алгоритма работы нейронной сети для выбора изделий ЭКБ на применение в РЭА**

Основной целью обратного распространения применительно к НС является оптимизация весов связей  $w1...w8$  между нейронами и установление смещений (см1 и см2) для того, чтобы НС смогла пройти МО, обрабатывать входные данные и формировать нужные значения выходных данных.

В данном примере обучающая выборка состояла из набора данных, при входных значениях которого от 80 тысячи часов до 120 тысяч часов наработки до отказа и температуры окружающей среды от минус 60 до плюс 160 С<sup>0</sup> будет формировать список (условные обозначения изделий), для которых приемлемы заданные требования к изделиям ЭКБ.

Требования для данного примера: найти изделия ЭКБ с наработкой до отказа 120 тысяч часов в нормальных условиях применения, соответствующих нормальным условиям измерения параметров, указанных в ГОСТ 8.395-80 с номинальными значениями: температура: 20 С<sup>0</sup>; атмосферное давление: 760 мм рт. ст. относительная влажность 60 %.

### **Основные проблемы интеллектуального анализа данных в системе формирования предложений на выбор изделий электронной компонентной базы в процессах разработки радиоэлектронной аппаратуры**

Перечень ЭКБ получен, при этом обнаружены основные недостатки моделей НС:

- случаи переобучения. Неспособность НС уловить закономерность, по которой можно сделать правильный вывод. Вместо этого НС просто фиксирует ответы, что приводит к ее переобучению и низкой эффективности выдаваемых результатов. Для решения этой проблемы применены такие инструменты, как: наращивание данных, нормализация батчей (пакетная нормализация данных), регуляризация (ввод ограничений);

- забывчивость. НС допускают ошибки при работе в постоянно меняющихся условиях. Чтобы обойти эту проблему, тестировались различные архитектуры НС в попытках найти оптимальную архитектуру, которая сможет подстраиваться под меняющиеся параметры, а также создает динамические НС, способ-

ные отслеживать появление новых условий во внешней среде и вносить коррективы в свою архитектуру. В этом случае применен алгоритм MSO (multi-swarm optimization). MSO решает задачу, имитируя движение группы объектов (роя) в пространстве возможных решений;

- закрытость и непредсказуемость. НС сравнивают с черным ящиком, в который закладывается набор переменных, а на выходе получается некий результат. Ни процесс принятия решений, ни промежуточная статистика, ни принцип работы НС не достаточно раскрыты. Исключением являются только сверточные НС. В качестве способов решения этой проблемы применены алгоритмы изъятия правил (rule-extraction algorithms), нацеленную на повышение прозрачности архитектур. В результате использования таких алгоритмов удается извлечь информацию из НС в виде символической логики, математических выражений или деревьев решений.

Таким образом, приведя вышеописанные исследование видится целесообразным использовать при решении задач МО в системах формирования предложений на выбор изделий ЭКБ в процессах разработки РЭА комбинированную модель: дерево решений в архитектуре НС.

### **Заключение**

В настоящей работе достигнута основная цель приведённых исследования – определены методы, обеспечивающие оптимальный автоматизированный выбор изделий ЭКБ для применения в РЭА.

Методология и результаты оценки результатов приведены в [16]. Внедрение методологии CRISP-DM выполнено в информационно – поисковой системе «Дейтрон» <https://www.deyton.ru/basedemo.php>. Результаты отражены в документах Роспатента [18-22].

Сформированы ответы на выдвинутые для достижения такой цели вопросы:

1) Из существующих методов для оптимального автоматизированного выбора изделий ЭКБ и применения их в РЭА целесообразно использовать ИА. Для выполнения задач ИА в настоящих исследованиях использована методология CRISP-DM предоставляющая общие подходы, которые модифицированы для решения поставленных в исследованиях задач;

2) Для МО оптимального выбора изделия ЭКБ в проведённых исследованиях использован комбинированный подход: дерево решений в архитектуре НС;

3) Предлагаемый подход к автоматизированному выбору изделия ЭКБ с использованием выбранных методов работает лучше по сравнению с существующими известными и доступными для исследований подходами выбора изделий ЭКБ;

4) Выбранные методы прогнозируют замены устаревших (недоступных) изделий ЭКБ с учетом соответствия их характеристик и параметров. В своем большинстве абсолютно идентичных изделий взамен устаревшим (недоступным) не бывает. Это необходимо учесть в процессах разработки РЭА.

Основная проблема с применением комбинированного подхода методов

МО оптимального выбора изделия ЭКБ – переобучение. Для решения проблемы применена принудительная остановка построения дерева решений. При этом апробированы: ранняя остановка МО; задание максимального числа разбиений в ветвях; задание минимального числа разбиений в ветвях. Апробирование вышеперечисленных методов и подходов принудительной остановки МО для различных классов изделий ЭКБ дало различные результаты. Необходимы дальнейшие исследования, проработка и создание обоснованных рекомендаций по тому, какие из методов лучше работают, и для каких типов изделий ЭКБ.

### Список источников

1. Daniele Spolador. New Challenges of Decision Support Systems. Electronics 14(6), 2025 - URL: [https://www.mdpi.com/journal/electronics/special\\_issues/Decision\\_Support\\_System](https://www.mdpi.com/journal/electronics/special_issues/Decision_Support_System) (дата обращения: 15.02.2026).
2. Gerald Onwujekwe, Heinz Roland Weistroffer. Intelligent Decision Support Systems: An Analysis of the Literature and a Framework for Development. Washington University in St. Louis, Virginia Commonwealth University, Springer Information Systems Frontiers 2025 - URL: [https://www.researchgate.net/publication/388648815\\_Intelligent\\_Decision\\_Support\\_Systems\\_An\\_Analysis\\_of\\_the\\_Literature\\_and\\_a\\_Framework\\_for\\_Development](https://www.researchgate.net/publication/388648815_Intelligent_Decision_Support_Systems_An_Analysis_of_the_Literature_and_a_Framework_for_Development) (дата обращения: 15.02.2026).
3. Sebastian Seidel, Uwe M. Borghoff. Deriving Equivalent Symbol-based Decision Models from Feedforward Neural Networks. Institute for Software Technology, University of the Bundeswehr Munich, 2025- URL: [https://www.researchgate.net/publication/393978581\\_Deriving\\_Equivalent\\_Symbol-based\\_Decision\\_Models\\_from\\_Feedforward\\_Neural\\_Networks](https://www.researchgate.net/publication/393978581_Deriving_Equivalent_Symbol-based_Decision_Models_from_Feedforward_Neural_Networks) (дата обращения: 15.02.2026).
4. W.M.C.J.T. Kithulwatta. Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM). Department of Information and Communication Technology, Uva Wellassa University of Sri Lanka, 2025- URL: <https://magazine.vidyaenews.most.gov.lk/2025/10/08/cross-industry-standard-process-for-data-mining-crisp-dm/> (дата обращения: 15.02.2026).
5. Гагарина Л. Г., Рубцов Ю.В. Особенности разработки метода классификации плоских QFN-корпусов для применения в составе автоматизированных систем технической подготовки производства изделий микроэлектроники // Известия высших учебных заведений. Электроника. №3 2022 - URL: <https://www.deyton.ru/doc/QFNRubtsov.pdf> (дата обращения: 15.02.2026).
6. Дормидошина Д. А. Система управления надежностью на стадиях жизненного цикла электронной компонентной базы. Радиоэлектронная отрасль: проблемы и их решения. Г. Москва, 2024 - URL: <https://www.deyton.ru/doc/stat09.24.pdf> (дата обращения: 15.02.2026).
7. Дормидошина Д. А. Порядок разработки моделей инновационной электронной компонентной базы, их актуализация и поддержка в течение стадий

жизненного цикла. Радиоэлектронная отрасль: проблемы и их решения 2022 - URL: <https://www.deyton.ru/doc/artic.model.pdf> (дата обращения: 15.02.2026).

8. Дормидошина Д. А. Рубцов Ю.В. Применение моделей электронной компонентной базы. Радиоэлектронная отрасль: проблемы и их решения, 2024 - URL: <https://www.deyton.ru/doc/stat22.07.pdf> (дата обращения: 15.02.2026).

9. Сучков К. И., Невский А. А. Рубцов Ю. В. Развитие системных мероприятий управления качеством и надёжностью электронной компонентной базы по направлениям сбора, обработки и анализа информации с этапов производства, применения и эксплуатации. Радиоэлектронная отрасль: проблемы и их решения, 2021 - URL: <https://www.deyton.ru/doc/article2021-1.pdf> (дата обращения: 15.02.2026).

10. Рубцов Ю.В. Современные тенденции разработки и применения SPICE моделей для автомобильной техники. САПР Электроники, 2023 - URL: [https://www.deyton.ru/doc/artic-SAPR\\_EL-2-2023.pdf](https://www.deyton.ru/doc/artic-SAPR_EL-2-2023.pdf) (дата обращения: 15.02.2026).

11. Алексеева А.В., Рубцова Ю.В. Разработка IBIS-модели микросхем концентраторов сетей, применяемых для проектирования телекоммуникационной аппаратуры. Нано- и микросистемная техника. 2017

- URL: [https://www.deyton.ru/doc/ibis\\_10.07.2017.pdf](https://www.deyton.ru/doc/ibis_10.07.2017.pdf) (дата обращения: 15.02.2026).

12. Рубцов Ю.В. Оптимизация процессов подбора аналогов изделий электронной компонентной базы. Электронная техника. 2015 - URL: <https://www.deyton.ru/doc/stat21.10.2025.pdf> (дата обращения: 15.02.2026).

13. Дормидошина Д. А., Рубцов Ю.В. Современные методы обработки данных в автоматизированных системах формирования предложений на выбор ЭКБ для применения в РЭА. Флагман науки. 2025 - URL: <https://www.deyton.ru/doc/stat20.01.2026.pdf> (дата обращения: 15.02.2026).

14. Дормидошина Д. А., Рубцов Ю.В. Совершенствование процессов выбора электронной компонентной базы через валидацию результатов нормализации данных в процессах разработки радиоэлектронной аппаратуры. Вектор научной мысли. 2025 – URL: <https://www.deyton.ru/doc/stat19.09.2025.pdf> (дата обращения: 15.02.2026).

15. Рубцов Ю.В. Алгоритм сопоставления для нормализации данных системы формирования оптимальных предложений на выбор изделий электронной компонентной базы в процессах разработки радиоэлектронной аппаратуры. Автоматизация в промышленности. 2025 – URL: <https://www.deyton.ru/doc/rub09.07.2025.pdf> (дата обращения: 15.02.2026).

16. Рубцов Ю.В. Оценка метода машинного обучения для системы автоматизированного выбора компонентной базы радиоэлектронной аппаратуры. Автоматизация и измерения в машино-приборостроении: научный журнал. 2025 – URL: <https://www.deyton.ru/doc/stat25.06.2025.pdf> дата обращения: 15.02.2026).

17. Рубцов Ю.В. Алгоритмы точного сопоставления данных системы формирования оптимальных предложений на выбор изделий электронной компонентной базы в процессах разработки радиоэлектронной аппаратуры. Научное обозрение: актуальные вопросы теории и практики, сборник статей XXI Меж-

дународной научно-практической конференции. 10 февраля 2026 года)- URL: <https://www.deyton.ru/doc/stat12.02.2026.pdf> (дата обращения: 10.02.2026).

18. Рубцов Ю.В., Дормидошина Д.А., Криницкий А.В., Курилов А.В., Окунев К.Е. Свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ №2023614155 «Программа визуализации данных об изделиях электронной техники», РФ, заявка №2023612746, дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 27.02.2023 года.

19. Рубцов Ю.В., Дормидошина Д.А., Криницкий А.В., Шишкова Ю.М., Окунев К.Е. Свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ №2022683437 «Программа формирования базы данных об изделиях электронной техники», РФ, заявка №2022682511, дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 05.12.2022 года.

20. Рубцов Ю.В., Дормидошина Д.А., Криницкий А.В., Владимиров А.И., Окунев К.Е. Свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ №2022668891 «Программа управления данными об изделиях электронной техники», РФ, заявка №2022667557, дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 13.10.2022 года.

22. Рубцов Ю.В., Грязнова Т.В., Довгань И.Д. Свидетельство о государственной регистрации базы данных «Корпуса ЭКБ» №2015621293 от 20.08.2015 г.

*Авторский коллектив*

*Абдуллаев Б.А., Алексеев А.В., Алламуродова С.Д., Аменицкий А.В., Астафьева О.А.,  
Ахметшина И.А., Баширова И.А., Бекшаев И.А., Берсенева И.А., Воробьев Е.Г.,  
Гончарова Е.В., Дьячкова Т.В., Зеленкова Т.В., Календерова Н.К., Колоскова Т.А.,  
Кочконян В.М., Куканова М.А., Лошакова М.С., Маджидзода А.Р., Нормуродов М.С.,  
Овченкова О.Ю., Оринина Л.В., Павлова А.Б., Петруня О.М., Рубцов Ю.В., Русяев Н.Н.,  
Савилов А.А., Саломов А.Б., Тумбусов Д.Д., Тураева Д.И., Федорова А.В., Хасанов Н.Б.,  
Хорольцева Е.Б., Чурюканова Е.О.*



**НАУЧНОЕ ИЗДАНИЕ**

**АКТУАЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ НАУКИ,  
ОБЩЕСТВА И ОБРАЗОВАНИЯ**

**Монография**

Под общей редакцией

кандидата экономических наук Г. Ю. Гуляева

Подписано в печать 28.02.2026.

Формат 60×84 1/16. Усл. печ. л. 14,7

Тираж 500 экз.

МЦНС «Наука и Просвещение»

440062, г. Пенза, Проспект Строителей д. 88, оф. 10

[www.naukaip.ru](http://www.naukaip.ru)

ISBN 978-5-00268-376-5



9 785002 683765 >