

Министерство науки и высшего образования
Российской Федерации

№3(31)
2025

Федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего образования
«Севастопольский государственный университет»

Выходит 4 раза в год

ISSN 2658-4727

**АВТОМАТИЗАЦИЯ И
ИЗМЕРЕНИЯ В МАШИНО-
ПРИБОРОСТРОЕНИИ**
НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ

Севастополь, 2025

ОЦЕНКА МЕТОДА МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ СИСТЕМЫ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ВЫБОРА КОМПОНЕНТНОЙ БАЗЫ РАДИОЭЛЕКТРОННОЙ АППАРАТУРЫ

Рубцов Ю.В.¹

EVALUATION OF THE MACHINE LEARNING METHOD FOR THE AUTOMATED SELECTION SYSTEM OF COMPONENT BASE RADIO-ELECTRONIC EQUIPMENT

Rubtsov Yu.V.¹

Аннотация. Предложены и исследованы методы машинного обучения для систем автоматизированного выбора электронной компонентной базы при разработке радиоэлектронной аппаратуры. Предложены алгоритмы соответствующего программного обеспечения. Предложены методы проверки полученных результатов с помощью набора обоснованных метрик оценки моделей. Идеи и разработанное программное обеспечение апробированы и внедрены в электронной промышленности на предприятии ЦКБ «Дейтон».

Abstract. Machine learning methods automated selection systems of electronic component base in the development of electronic equipment are proposed and investigated. Algorithms for the corresponding software are proposed. Methods for checking the obtained results using a set of justified metrics for evaluating models are proposed. Ideas and the developed software have been tested and implemented in the electronics industry at the Central Design Bureau "Dayton".

Ключевые слова. Информационная система, искусственный интеллект, электроника, компонентная база, системный анализ, принятие решений, управление основными данными, MDM.

Keywords. Information system, artificial intelligence, electronics, component base, system analysis, decision making, master data management, MDM.

Введение.

Разработка радиоэлектронной аппаратуры (далее – РЭА) требует эффективного инструментария для быстрого и оптимального выбора изделий электронной компонентной базы (далее – ЭКБ). Если при этом необходимо пользоваться различными источниками сведений, эта деятельность становится трудоёмкой, а результат недостаточно качественным. Разработчик при выборе ЭКБ должен руководствоваться

большим количеством сведений об изделиях, необходима возможность достоверного сравнения однотипных комплектующих изделий по целому ряду показателей. Некоторые свойства могут оказаться отсекающими, то есть при несоответствии каким-то требованиям данные изделия не могут быть применены. Другие свойства могут быть относительно просто ранжированы по качеству в терминах «лучше» и «хуже». Наконец, третьи группы свойств могут быть оценены не по столь однозначным критериям, а в зависимости от предъявляемых к ним требований. Кроме того, разработчик РЭА сталкивается с дилеммой, когда одни ЭКБ могут обладать одной группой преимуществ, а другие – другой, так что выбор состоит в отыскании компромисса, зависящего от характеристик, включающих и технические характеристики, и коммерческие, и доступность ЭКБ, и их надёжность, долговечность и т.п.

Для решения этих задач необходимо создание информационных систем (далее – ИС) управления основными данными (master data management, MDM). Здесь термин управления данными предполагает сортировку данных по любому из признаков, и получение полных сведений об ЭКБ и другие действия, для содействия принятию оптимальных решений. Такой подход в комплексе требует применение интеллектуального анализа данных [1], который обеспечит их актуальность, достоверность, полноту и достаточность. Этой задаче посвящено значительное число современных исследований [2...16] в области технологий искусственного интеллекта, в том числе с использованием машинного обучения (далее – МО) [4...10] и нейронных сетей [11...16].

Интеллектуальный анализ данных ЭКБ включает прогнозирование, кластеризацию, верификацию, распознавание образов данных, приведение к единым стандартам [2]. В частности, даже использование избыточно расширенного алфавита математических символов может стать проблемой для внесения сведений в ИС, допускающую только кириллицу, основные числа и наиболее употребительные символы латиницы, но не допускающую, например, греческие буквы, надстрочные и подстрочные индексы, математические символы « $\sqrt{\quad}$, $\pm$, $\leq$, $\geq$, $\times$, Δ , Σ , μ , π » и другие, часто используемые в описаниях ЭКБ. Вместо них необходимо принять стандартную замену на символы или группу символов латиницы, как, например, соответственно, «sqrt, +/-, =<, =>, X, delta, sigma, u, pi» и так далее.

В данной статье рассматриваются некоторые аспекты оценки метода МО такой ИС, необходимой для выбора ЭКБ при разработке РЭА.

1. Актуальность темы.

По итогам проведенных опросов, совещаний и форумов можно

утверждать, что разработчики РЭА не удовлетворены существующими ИС. Необходимость создания актуальной и регулярно пополняемой ИС для этих целей требует разработки формализованных описаний, моделей, алгоритмов и программ, обеспечивающих реализацию процессов сбора актуальной и достоверной информации.

2. Степень разработанности.

Автором разработаны методы классификации плоских QFN-корпусов. Они могут быть применены для других типов ЭКБ. Исследованы технологии ICMH (Informatio Classification, Marking and Handling) – как совокупность взаимосвязанных и взаимодействующих методов и инструментов, применяемых для решения задач сбора, обработки и анализа информации и получения достоверных данных в процессах сбора, обработки и анализа информации. Результаты сбора, анализа и обобщения информации о выводных рамках, как элементов изделий ЭКБ, опубликованы и применены автором в данной работе. Рассмотрены методы использования конструкторами моделей ЭКБ, применяемых при разработке РЭА, в том числе IBIS-моделей (Input/Output Buffer Information Specification – спецификация, описывающая входные и выходные буферы интегральных схем), на примере микросхем концентраторов сетей. Также исследована автоматизация процессов подбора аналогов ЭКБ. Научной новизной разработки является использование пространств процессов и оптимизационного пространства управления ими.

Каждый процесс, при выполнении задачи сбора информации об изделиях ЭКБ, направлен на реализацию вполне определенной цели. Следовательно, центральным компонентом описания таких процессов являются действия (F), направленные на обрабатываемые информационные объекты Системы (X) с целью получения требуемых результатов (Y). Для реализации такого процесса используются компоненты: а) программно-технические средства (W); б) источники информации (I); в) методы опроса (F_1); г) методы сбора информации из документальных источников (F_2); д) методы наблюдения (F_3).

Формальная модель может быть представлена кортежем: $M = \langle X, Y, F, W \rangle$, где $F = \{F_1, F_2, F_3\}$. Если необходимо опросить предприятие C на предмет наличия изменений A в конструкторской документации для изделия B , методом опроса F_1 , с помощью программно-технических средств W , с целью получения требуемых результатов Y и размещения их в обрабатываемые информационные объекты Системы X , формальная модель может быть представлена кортежем следующего вида: $M_C = \langle X, Y, F_1, W \rangle$.

Для реализации дерева решений на выбор ЭКБ разработан алгоритм, показанный на Рис.1.

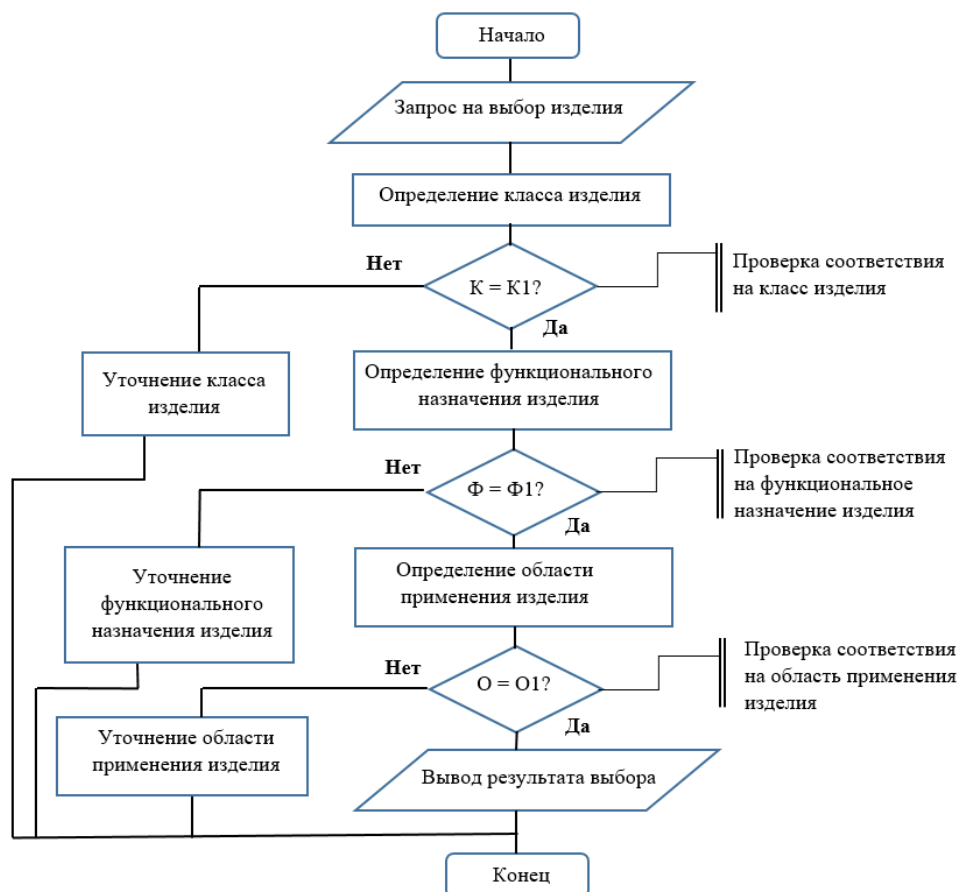


Рис.1 – Алгоритм дерева решений на выбор изделий ЭКБ согласно класса, функционального назначения и области применения

Также разработан алгоритм управления потоком информации в зависимости от ее типа, генерирующий управляющие воздействия на основе информации, полученной от внешних источников (Рис.2).

При сопоставлении информационных образов изделий ЭКБ идет активная избирательная переработка информации, связанная с поиском отличительных признаков между образами и установлением отношений между ними. Завершается опознание альтернативными ответами или переходом на более определенный уровень. Соответствующий алгоритм показан на Рис.3. Информация об изделии поступает в блок исследования признаков и формирования образа. В этот же блок из базы данных (БД) через оперативную память поступают эталонные гипотезы, которые проходят через блок учета априорных вероятностей. На основании учета априорной информации, поэлементного или целостного сопоставления сформированного образа с эталонами выбирается гипотеза и оценивается ее апостериорная вероятность. В основном, при опознании отдельных объектов на основе использования независимых, равновероятных, прямых признаков, этот процесс с известной степенью приближения описывается теоремой Байеса.



Рис.2 – Алгоритм управления потоком информации в зависимости от ее типа



Рис.3 – Алгоритм выбора эталонной гипотезы

Даже упрощённое дерево решений остаётся избыточно сложным для визуального восприятия и интерпретации. В этом случае целесообразно извлечь из дерева решающие правила и организовать их в наборы, описывающие классы. После построения дерева решений его тестируют на новых данных, чтобы убедиться, что оно правильно функционирует. Показатель оценки точности построенного дерева решений $K_{др}$ – это отношение количества правильных решений $N_{пр}$, выполненных моделью, к общему количеству решений N_{Σ} , а именно: $K_{др} = N_{пр}/N_{\Sigma}$.

4. Оценка метода.

Для оценки метода МО введём матрицу ошибок, которая может быть рассчитана как для двоичной, так и для более сложной классификации. В случае двоичной классификации матрица ошибок представлена в Таблице 1.

Таблица 1 – Классификация и ответ модели

Классификация / ответ модели	Да	Нет
Да	Положительный (П)	Ложно отрицательный (ЛО)
Нет	Ложно положительный (ЛП)	Отрицательный (О)

Точность модели T_m рассчитывается по формуле (1):

$$T_m = \frac{П + О}{П + О + ЛП + ЛО} \times 100\%. \quad (1)$$

Точность модели показывает долю правильно интерпретированных записей в наборе данных (П и О) от общего количества записей в наборе данных.

Этот показатель имеет ряд недостатков: а) не учитывает дисбаланс классов; б) не даёт информацию о типе ошибок модели; в) он зависит от порога классификации, изменение которого может значительно повлиять на значение точности.

Чувствительность $Ч_m$ рассчитывается по формуле (2):

$$Ч_m = \frac{П}{П + ЛО} \times 100\%. \quad (2)$$

Чувствительность показывает долю ЭКБ с положительным результатом на фоне числа ЭКБ с ложноотрицательным результатом (т. е. вероятность того, что ЭКБ будут корректно выбраны с помощью модели). Особое внимание этой оценке уделяется, когда в поставленной перед моделью задаче ошибка пропуска ЭКБ высока, например, при выборе дефицитных ЭКБ. Чувствительность показывает, какова будет доля ЭКБ, у которых выбор даст положительный результат. Чем выше чувствительность, тем реже с ее помощью будут появляться ошибки. Чувствительность как оценка модели может применяться для исключения ошибок для ЭКБ с близким подобием, когда требуется сузить круг

предполагаемых к применению в РЭА ЭКБ. Необходимо также отметить, что чувствительность может дать много ложных срабатываний, что требует дополнительных затрат на дальнейшее исследование. Чувствительность наиболее информативна при отрицательном результате, т.е. конструктор будет более уверен в том, что не пропустил результат.

Специфичность C_m рассчитывается по формуле (3):

$$C_m = \frac{O}{O + ЛП} \times 100\%, \quad (3)$$

где O – отрицательный ответ модели; ЛП – ложно положительный ответ модели.

Специфичность показывает долю выбранных ЭКБ с отрицательным результатом применения на фоне ложноположительных. Если число ЭКБ с ложноположительным результатом выбора классификаций велико, т.е. модель допустила большое количество ошибок, распознав отрицательные примеры как положительные, то специфичность стремится к нулю. Напротив, если же число ложноположительных результатов стремится к нулю, то специфичность стремится к 100%. Модель, обладающая высокой специфичностью, обеспечивает большую вероятность правильного распознавания действительно отрицательных случаев.

Прогностическая ценность положительного результата **ПРЦП** рассчитывается по формуле (4):

$$\text{ПРЦП} = \frac{\Pi}{\Pi + ЛП} \times 100\%. \quad (4)$$

Находится вероятность оптимального выбора изделий на фоне ошибок для других изделий. Важность этой метрики определяется тем, насколько высока для рассматриваемой задачи цена ложно положительного результата. Положительная прогностическая ценность возрастает по мере того, как положительный результат чаще встречается в выборке, на которой выполняется оценка.

Прогностическая ценность отрицательного результата **ПРЦО** рассчитывается по формуле (5):

$$\text{ПРЦО} = \frac{O}{O + ЛО} \times 100\%. \quad (5)$$

Оценена вероятность отрицательного результата на фоне отсутствия в выборке подходящих ЭКБ. Тесты с высокой чувствительностью увеличивают отрицательную прогностическую ценность. Это связано с тем, что у большего числа ЭКБ с положительным результатом теста с высокой чувствительностью появляется меньше ложноотрицательных результатов.

Для принятия решения о приемлемости подхода с точки зрения

модели в условиях реальной практики выбора ЭКБ, методом МО были найдены оптимальные пороговые значения P_1 и P_2 , позволяющие оценить предлагаемые параметры. Эти два значения разделяют три ситуации по каждому параметру модели, как показано в Таблице 2. Численные значения пороговых значений даны в Таблице 3.

Таблица 2 – Пороговые значения для оценивания параметра модели

Значение	Решение
$< P_1$	Параметр модели имеет низкое значение, его использование в реальной практике недопустимо
$P_1 - P_2$	Параметр модели имеет перспективное значение, но требуется ее улучшение до более высокого значения
$> P_2$	Параметр модели имеет приемлемое значение, ее можно использовать

Таблица 3 – Пороговые значения для оценивания точности модели

	T_m	$Ч_m$	C_m	ПРЦП	ПРЦО
P_1	0,5	0,5	0,52	0,6	0,6
P_2	0,79	0,78	0,82	0,81	0,81

Все рассмотренные выше метрики относились к двоичной задаче, но, в данном случае, классов больше, чем два. Это обуславливает необходимость обобщения рассмотренных метрик. Одним из возможных способов – вычисление средней метрики по всем классам.

Существует два подхода: один против всех или попарное сравнение.

Подход «один против всех» – наиболее часто используемой и заключается в создании двоичных классификаторов для каждого класса. Например, если есть три класса (A, B, C), то создается три классификатора: один для класса A против ($B+C$), второй для класса B против ($A+C$) и третий для класса C против ($A+B$). Затем для прогноза при новых данных, каждый классификатор предсказывает вероятность принадлежности объекта к своему классу, и выбирается класс с наибольшей вероятностью. Помимо вычислительной эффективности, одним из преимуществ этого подхода является его интерпретируемость.

Подход «попарное сравнение» позволяет создавать отдельный классификатор для каждой пары классов. Во время прогнозирования выбирается класс, дающий наибольший результат. Этот подход работает медленнее, чем «один против всех», из-за его сложности.

В завершении используется метрика среднего значения точности – это способ измерения точности модели для различных классов в выборке, усредняя эти показатели и формируя общее число, которое показывает, насколько точно модель может выбирать изделия ЭКБ для применения в РЭА. Её основное отличие - для расчёта не используется линейная

интерполяция. Вместо этого формируется средневзвешенное значение, а в качестве веса используется увеличение значения по сравнению с предыдущим.

5. Заключение.

Исследования в этой области [17...21] обеспечили создание набора методов и средств для решения поставленных задач [22...28].

В частности, программы для измерения микродефектов [22,23] совместно обеспечивают автоматизированное измерение дефектов ЭКБ на изображении, полученному с помощью компьютерного зрения для их оценки и определения возможности их дальнейшего применения на основании результатов МО и работы нейронных сетей. Программа [23] обеспечивает автоматизированную настройку параметров изображения для однозначного определения и дальнейшей оценки дефектов ЭКБ. Информация о дефектах ЭКБ используется как параметр их выбора и оценки возможности применения в определенных условиях.

Программа [24] переводит сложные, масштабные, числовые данные в визуальное представление, которое облегчает восприятие специалистами. Это – данные с информацией об ЭКБ: функциональное назначение, область применения, параметры, показатели, результаты применения, требования к монтажу; например, обеспечивается визуализация данных о внешнегабаритных размерах микросхемы в посадочное место для монтажа ЭКБ на печатную плату.

Программа [25] создает базу данных и манипулирует данными (вставляет, обновляет, удаляет и выбирает). Программа обеспечивает безопасность, надёжность хранения и целостность данных, предоставляет средства для администрирования базы данных и ориентирована на данные об ЭКБ, с учетом специфики их описания.

Программа [26] используется для управления данными об ЭКБ. С помощью этой программы осуществляется управления большими массивами данных, необходимых на этапах разработки, производства или ремонта РЭА, а также их эксплуатации, и утилизации. Программа интегрирует информацию различных форматов и типов, предоставляя её пользователям в структурированном виде, она работает не только с текстовыми документами, но и с моделями. Программа: выполняет автоматическую генерацию отчетов и выборок, обеспечивает неформализованный поиск необходимой информации.

База данных [27] разработана и используется для применения в ИС на этапах разработки РЭА и анализа ЭКБ, содержит 160 атрибутов по 4500 корпусам с привязкой к геометрическим размерам и применяемым материалам. В базу данных включены электронные чертежи корпусов и геометрические модели типа STEP – файлы для обмена данными между

CAD-системами, являются аббревиатурой от «STandard for the Exchange of the Product model data».

Библиографический список.

1. Lopez-Meneses E., Lopez-Catalan L., Pelicano-Piris N., Mellado-Moreno P.C. Artificial Intelligence in Educational Data Mining and Human-in-the-Loop Machine Learning and Machine Teaching: Analysis of Scientific Knowledge. Department of Education and Social Psychology, Pablo de Olavide University, Sevilla, Spain. 2025 – URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/15/2/772> (дата обращения: 05.05.2025).
2. Paul J.N. Electronics Component Classification Using Machine Learning. / J.N. Paul, M. Roy, J. Sengupta, K. Kumar [et al.] // International Research Journal of Engineering and Technology. Department of Electronics & Communication Engineering, Guru Nanak Institute of Technology, Kolkata, India, 2024 – URL: <https://www.irjet.net/archives/V11/i2/IRJET-V11I251.pdf> (дата обращения: 05.05.2025).
3. Ziaee A., Çano E. Batch Layer Normalization A new normalization layer for CNNs and RNNs. Design Computing Group, TU Wien, Austria, 2022 - URL: https://www.researchgate.net/publication/363667256_Batch_Layer_Normalization_A_new_normalization_layer_for_CNNs_and_RNN (дата обращения: 05.05.2025).
4. Li J. A study of advances in machine learning-based electronic design automation. Proceedings of the 2nd International Conference on Machine Learning and Automation. Department of Information Science and Engineering, Ocean University of China, 2024 - URL: https://www.researchgate.net/publication/385734577_A_study_of_advances_in_machine_learning-based_electronic_design_automation (дата обращения: 05.05.2025).
5. Горнев Е.С. Поиск начального приближения для задачи экстракции параметров модели мемристора с помощью методов машинного обучения / Е.С. Горнев, Д.А. Жевненко, В.С. Кожевников, Ф.П. Мещанинов, Е.С. Шамин // Известия высших учебных заведений. Материалы электронной техники. – 2020. – 24(2). – URL: <https://met.misis.ru/jour/article/view/426/402> (дата обращения: 05.05.2025).
6. Mohammed S. The effects of data quality on machine learning performance on tabular data / S. Mohammed, L. Budach, M. Feuerpfeil, N. Ihde [et al.]. – Hasso Plattner Institute, University of Potsdam, Germany. 2025 – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306437925000341> (дата обращения: 05.05.2025).
7. Tas G. Classification of similar electronic components by transfer learning

- methods. Department of Mechatronics Engineering, Manisa Celal Bayar University, Manisa, Turkey. 2025 – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0952197624018165> (дата обращения: 05.05.2025).
8. Abbas R.M. Automated Electronic Component Selection: A Machine Learning approach. Faculty of Electrical Engineering, Mathematics & Computer Science University of Twente. Netherlands. 2022 – URL: https://essay.utwente.nl/90637/1/RIZVI_MBIT_EEMCS.pdf (дата обращения: 05.05.2025).
 9. Baratchi M. Automated machine learning: past, present and future / M. Baratchi, C. Wang, S. Limmer, J. N. van Rijn [et al.] // Leiden Institute of Advanced Computer Science, Leiden University, Leiden, The Netherlands. 2024 – URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-024-10726-1> (дата обращения: 05.05.2025).
 10. Uysal F. Electronic Components Detection Using Various Deep Learning Based Neural Network Models / F. Uysal // Kafkas University, Faculty of Engineering and Architecture, Department of Electrical and Electronics Engineering, Kars-Turkiye, 2025 – URL: <https://www.ijcesen.com/index.php/ijcesen/article/view/855> (дата обращения: 05.05.2025).
 11. Горнев Е.С. Анализ применения мемристорных кроссбаров в задачах нейросетевой обработки / Е.С. Горнев, О.А. Тельминов // Труды V Международной конференции «Математическое моделирование в материаловедении электронных компонентов», Москва, 2023 – URL: <https://www.ipu.ru/node/79883> (дата обращения: 05.05.2025).
 12. Atik I. Classification of Electronic Components Based on Convolutional Neural Network Architecture / I. Atik // Department of Electrical and Electronics Engineering, Gaziantep Islam Science and Technology University, Gaziantep, Turkey, 2022 – URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/15/7/2347> (дата обращения: 05.05.2025).
 13. Nanni L. Stochastic Selection of Activation Layers for Convolutional Neural Networks / L. Nanni, A. Lumini, S. Ghidoni, G. Maguolo // Department of Information Engineering, University of Padua, Italy, 2020 – URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/6/1626> (дата обращения: 05.05.2025).
 14. Nanos G. Neural Networks: Pooling Layers. National Technical University of Athens. Greece, 2025 – URL: <https://www.baeldung.com/cs/neural-networks-pooling-layers> (дата обращения: 05.05.2025).
 15. Luca G.D. How ReLU and Dropout Layers Work in CNNs. British Columbia Institute. Canada, 2024 – URL: <https://www.baeldung.com/cs/ml->

- relu-dropout-layers (дата обращения: 05.05.2025).
16. Li M. Comprehensive Review of Backpropagation Neural Networks. College of Mechanical Engineering, Xi'an Shiyou University, Xi'an, Shaanxi, China, 2024 - URL: https://www.researchgate.net/publication/378359601_Comprehensive_Review_of_Backpropagation_Neural_Networks (дата обращения: 05.05.2025).
17. Дормидошина Д.А. Применение ИСМН в процессах сбора, обработки и анализа информации о надежности изделий микроэлектроники / Д.А. Дормидошина, М.Л. Савин, Ю.В. Рубцов // «Нано- и микросистемная техника», Москва. – 2020. – Т. 22, № 9 – URL: <https://www.deyton.ru/doc/ISSN18138586.pdf> (дата обращения: 05.05.2025).
18. Гагарина Л.Г. Особенности разработки метода классификации плоских QFN-корпусов для применения в составе автоматизированных систем технической подготовки производства изделий микроэлектроники / Л.Г. Гагарина, Ю.В. Рубцов // «Известия высших учебных заведений. Электроника», Москва. – 2022. – Т. 27(3). – URL: <https://www.deyton.ru/doc/QFNRubtsov.pdf> (дата обращения: 05.05.2025).
19. Дормидошина Д.А. Исследования и результаты сбора, анализа и обобщения информации о выводных рамках, применяемых в изделиях микроэлектроники / Д.А. Дормидошина, М.Л. Савин, Ю.В. Рубцов // «Нано- и микросистемная техника», Москва. – 2020. – Т. 22, №7. – URL: <https://www.deyton.ru/doc/CRENNAS.pdf> (дата обращения: 05.05.2025).
20. Алексеева А.В. Разработка IBIS-модели микросхем концентраторов сетей, применяемых для проектирования телекоммуникационной аппаратуры / А.В. Алексеева, Ю.В. Рубцов // «Нано- и микросистемная техника», Москва. – 2017. – Т. 19, № 6. – URL: https://www.deyton.ru/doc/ibis_10.07.2017.pdf (дата обращения: 05.05.2025).
21. Рубцов Ю.В., Оптимизация процессов подбора аналогов изделий электронной компонентной базы. Электронная техника. Серия 3: Микроэлектроника. 2015 – URL: [https://www.niime.ru/upload/zhurnal-mikroelektronika/%D0%92%D1%8B%D0%BF%D1%83%D1%81%D0%BA%203%20\(159\)%202015.pdf](https://www.niime.ru/upload/zhurnal-mikroelektronika/%D0%92%D1%8B%D0%BF%D1%83%D1%81%D0%BA%203%20(159)%202015.pdf) (дата обращения: 05.05.2025).
22. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2024665824 Российская Федерация, Программа измерения микродефектов для системы оценки контроля качества изделий электронной техники с использованием технологий компьютерного зрения: заявка №2024664618: дата поступления 26.06.2024: дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 05.07.2024/ Дормидошина Д.А., Рубцов Ю.В.; заявитель АО «ЦКБ «Дейтон».

23. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2024662887 Российская Федерация, Программа корректировки изображения для системы оценки контроля качества изделий электронной техники на базе компьютерного зрения: заявка №2024661413: дата поступления 21.05.2024: дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 21.05.2024/ Дормидошина Д.А., Рубцов Ю.В.; заявитель АО «ЦКБ «Дейтон».
24. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2023614155 Российская Федерация, Программа визуализации данных об изделиях электронной техники: заявка №2023612746, дата поступления 14.02.2023: дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 27.02.2023/ Рубцов Ю.В., Дормидошина Д.А., Криницкий В.В., Курилов А.В., Окунев К.Е.; заявитель АО «ЦКБ «Дейтон».
25. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022683437 Российская Федерация, Программа формирования базы данных об изделиях электронной техники: заявка №2022682511, дата поступления 22.11.2022: дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 05.12.2022/ Рубцов Ю.В., Дормидошина Д.А., Криницкий В.В., Шишкова Ю.М., Окунев К.Е.; заявитель АО «ЦКБ «Дейтон».
26. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022668891 Российская Федерация, Программа управления данными об изделиях электронной техники: заявка №2022667557, дата поступления 27.09.2022: дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 13.10.2022/ Рубцов Ю.В., Дормидошина Д.А., Криницкий В.В., Владимиров А.И., Окунев К.Е.; заявитель АО «ЦКБ «Дейтон».
27. Свидетельство о государственной регистрации базы данных №2015621293 Российская Федерация, Корпуса ЭКБ: заявка №2015620803, дата поступления 26.06.2015: дата государственной регистрации в Реестре баз данных 26.08.2015/ Грязнова Т.В., Довгань И.Д., Рубцов Ю.В. заявитель АО «ЦКБ «Дейтон».

¹Рубцов Юрий Васильевич, генеральный директор,
Rubtsov@Deyton.ru, Россия, Москва, Зеленоград, АО «ЦКБ «Дейтон»

*Rubtsov Yuri Vasilievich, General Director of, Rubtsov@Deyton.ru,
Russia, Moscow, Zelenograd, JSC Central Design Bureau Dayton*