УДК 004.896
МРНТИ 28.23.27

https://doi.org/10.55452/1998-6688-2025-22-3-85-97

[1,2]Самигулина Г.А.,
д.т.н., профессор, ORCID ID: 0000-0003-1798-9161,
e-mail: kz.galinasamigulina@gmail.com
[1,2]*Самигулина З.И.,
PhD, доцент, ORCID ID: 0000-0002-5862-6415,
*e-mail: z.samigulina@kbtu.kz
[1,2]Бекешев Д.Д.,
магистр, ORCID ID: 0009-0002-8168-6368,
e-mail: dauletb01@gmail.com

[1]Институт информационных и вычислительных технологий,
лаб. «Интеллектуальные системы управления и прогнозирования»,
г. Алматы, Казахстан
[2]Казахстанско-Британский технический университет,
г. Алматы, Казахстан

РАЗРАБОТКА МУЛЬТИАГЕНТНОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ ПРОМЫШЛЕННОГО ОБОРУДОВАНИЯ

Аннотация

Современные системы промышленной автоматизации в процессе эксплуатации генерируют большой объем производственных данных, обработка которых современными методами искусственного интеллекта позволяет своевременно осуществлять диагностику состояния и прогнозировать износ дорогостоящего оборудования. В статье разработана инновационная мультиагентная система на основе нейроиммунноэндокринного взаимодействия для диагностики промышленного оборудования. Система состоит из агентов, специализирующихся на редукции данных, на основе искусственной нейронной сети (ИНС), искусственного эндокринного алгоритма (ИЭА) и искусственной иммунной системы (ИИС). Задача данных агентов снизить размерность базы данных, при этом не потеряв ее информативность. Также разработаны предиктивные агенты на основе ИИС и ИЭА, которые решают задачу классификации состояния оборудования на основе информации, полученной после редукции данных и осуществляют прогноз износа оборудования. Эксперименты осуществлены на реальных промышленных данных нефтеперерабатывающего предприятия ТОО «ТенгизШевройл». Результаты моделирования показали перспективность использования данного подхода. Получены следующие значения метрики AUC (Area Under ROC Curve) от 0.86 до 0.90, пропускная способность мультиагентной системы составляет 1000 задач в секунду, время предсказания – 1 мс, отказоустойчивость – 100%.

Ключевые слова: промышленный искусственный интеллект, диагностика оборудования, мультиагентная система, нейроиммунноэндокринное взаимодействие, нефтеперерабатывающее производство.

Введение

Современные системы промышленной автоматизации реализованы с помощью программируемых логических контроллеров класса PAC (Programmable Logic Controllers) и EPAC (Ethernet Programmable Logical Controllers), которые связаны со SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) системами. Через протоколы связи Modbus, Ethernet, OPC UA можно собирать данные о состоянии технологического процесса в виде показаний с датчиков, сведений об отказах и т.д. В среднем время сканирования промышленного контроллера составляет 20 мс, таким образом, сведения о состоянии системы обновляются каждые 20 мс. Управле-

ние технологическим процессом малой автоматизации с помощью одного контроллера серии Modicon M340 (Schneider Electric) может обслуживать максимум 1024 дискретных канала, 256 аналоговых вводов/выводов, 36 пользовательских каналов, 4 сети и 4 локальные шины. Контроллеры серии Modicon M580 могут обслуживать 6144 дискретных канала ввода/вывода, 1536 аналоговых каналов, 216 пользовательских каналов, 9 сетей, 8 локальных шин и 31 шину ERIO (Ethernet Remote Input/Output). Таким образом, алгоритмы искусственного интеллекта для применения в индустрии должны быть не только достаточно точными, но и обрабатывать большой объем данных в короткие сроки.

Мультиагентные системы [1] являются удобным инструментом для разработки систем промышленной диагностики за счет децентрализованной обработки данных и устойчивости к сбоям ее отдельных компонентов. Распределенная структура позволяет выполнять задачи параллельно, например, редукции и классификации, что снижает время выполнения операций и повышает точность прогноза. Например, в работе [2] представлена нечеткая адаптивная система на основе нелинейной многоагентной системы. Разработан нечеткий адаптивный контроллер для аппроксимации неизвестной нелинейной функции. В исследовании [3] рассматривается проблема управления нелинейной мультиагентной системой с коммуникациями. Предлагается новая распределенная система отчета для каждого агента, использующая собственные дискретные выходы агента и его соседа. Для облегчения коммуникаций между взаимосвязанными агентами без постоянного мониторинга соседних состояний разработана система, при которой решается, когда передавать свой выход соседним агентам. Эффективность разработанной адаптивной схемы управления согласованием без лидера доказана результатами моделирования.

Работа [4] посвящена разработке распределенного кооперативного протокола управления многоагентной системой для решения проблем с отказами исполнительных механизмов. С помощью разработанной стратегии каждый агент может отслеживать опорную траекторию агента-лидера при наличии отказов исполнительных механизмов, помех и неопределенностей. Разработан адаптивный отказоустойчивый алгоритм управления между агентами. Исследования [5] посвящены обзору методов и методологий для решения задачи конфиденциальности в мультиагентных системах. В работе [6] рассматривается мультиагентная система мониторинга для автомобильной отрасли. Применяется интеграция голосовых помощников для улучшения оперативного управления.

Эффективность разработанных мультиагентных систем для решения инженерных задач во многом зависит от алгоритмов, на основе которых они построены. Однако не все алгоритмы искусственного интеллекта применимы для работы с индустриальными данными. Интересны биологические прототипы, позволяющие использовать механизмы живой природы для реализации в технике. Широкое распространение в настоящее время получили нейронные сети и их модификации [7] для анализа временных рядов. Однако нейронная система как биологический прототип тесно взаимодействует с эндокринной [8] и иммунной системами [9, 10]. Такое взаимодействие обеспечивает гомеостаз организма [11]. Нервная система человека регулирует работу иммунной и эндокринной систем, в свою очередь эндокринная система осуществляет регуляцию иммунной системы за счет выработки гормонов. Иммунная система реагирует на сигналы нервной и эндокринной систем. Подобное взаимодействие подсистем обеспечивает организм своевременными реакциями по защите от вирусов, инфекций, стрессов и т.д. На основе данного взаимодействия реализованы эффективные биоинспирированные алгоритмы искусственного интеллекта [12, 13]. Например, в работе [14] представлена интеграция искусственной иммунной системы и статистических подходов, предложенных Генити Тагучи для планирования производства в швейной промышленности. В исследовании [15] приводится литературный обзор применения искусственных иммунных систем для решения актуальных задач передового промышленного производства (Advanced Manufacturing Systems, AMS) на основе новейших технологий в рамках концепции «Индустрия 4.0». В работе [16] рассматривается применение нейронной сети на основе таксономии (Taxonomy-Informed Neural Network, TINN) для умных производственных систем, в которых при обучении нейронной сети исполь-

зуются онтологические знания. Результаты экспериментов показывают, что предложенный подход повышает качество моделей. Исследование [17] посвящено применению нейронных сетей для автоматизированных методов конструирования признаков (feature engineering) при решении задач предиктивной аналитики для управления цепочками поставок. В статье [18] представлена искусственная гормональная система в качестве механизма, который реагирует на внешние изменения окружающей среды и корректирует поведение робота при перемещении с целью экономии энергии. Искусственная гормональная система используется, чтобы помочь роботу справляться с изменениями рельефа местности.

Таким образом, разработка мультиагентной системы для диагностики промышленного оборудования на основе биоинспирированных алгоритмов [19, 20] является актуальной задачей.

Постановка задачи исследований формулируется следующим образом: необходимо разработать мультиагентную систему для интеллектуальной диагностики промышленного оборудования и прогнозирования износа оборудования на нефтеперерабатывающих предприятиях нефтегазового сектора на основе биоинсперированных алгоритмов искусственного интеллекта, нейроиммунноэндокринного взаимодействия и принципов гомеостаза с целью предотвращения аварийных ситуаций на производстве, простоя дорогостоящего оборудования и проведения своевременных профилактических работ для обеспечения бесперебойной работы производственных линий, а также своевременной замены изношенного оборудования и экономии финансовых ресурсов.

Материалы и методы

При разработке мультиагентной системы диагностики используются следующие биоинсперированные подходы искусственного интеллекта: искусственные нейронные сети, исскуственные иммунные системы и искусственные эндокринные системы. Также рассматриваются принципы гомеостаза и нейроиммунноэндокринные взаимодействия для обеспечения эффективного функционирования производства. Применение интеллектуальных алгоритмов оценивается на основе различных метрик.

Мультиагентная система представляет собой несколько независимых агентов, взаимодействующих между собой для достижения общей цели и обладающих свойствами автономости и адаптивности [21].

Разработка мультиагентной системы диагностики и прогнозирования состояния промышленного оборудования

Предлагается следующая архитектура мультиагентной системы (рисунок 1) в виде управляющего агента (агента супервайзера), агента снижения размерности (редукции) данных, агента обучения, агента прогнозирования.

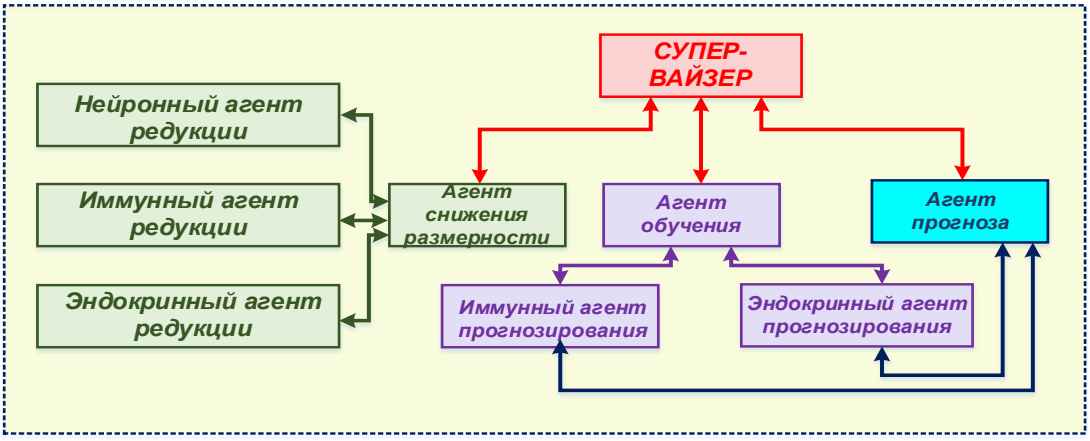


Рисунок 1 – Архитектура мультиагентной системы

В таблице 1 представлено описание агентов и их функциональное назначение.

Таблица 1 – Спецификация агентов мультиагентной системы

№	Назначение агента	Назначение
1	Супервайзер	Центральный управляющий агент верхнего уровня, координирующий взаимодействие всех компонентов системы, принимающий стратегические решения и направляющий потоки данных между агентами.
2	Агент снижения размерности	Отвечает за выбор и применение методов снижения размерности. Его задача – трансформировать исходные данные в сжатое представление, без потери полезной информации. Состоит из нейронного агента, иммунного агента и гормонального агента.
2.1	Нейронный агент редукции данных	Нейронный агент использует нейросетевые подходы для оценки значимости признаков. Реализован алгоритм на основе многослойного персептрона.
2.2	Эндокринный агент редукции данных	Эндокринный агент реализует алгоритм искусственной гормональной системы на основе биологического прототипа взаимодействия гормонов в организме человека.
2.3	Иммунный агент редукции данных	Иммунный агент использует алгоритм искусственной иммунной системы для выделения информативных признаков.
3	Агент обучения	Передает данные после редукции агентам прогнозирования для дальнейшего обучения. Метрики, полученные после обучения агентов, используются для выбора наиболее эффективного агента.
4	Агент прогноза	Агент получает данные после редукции и обученные модели для выполнения задачи классификации.
4.1	Иммунный агент прогнозирования	Решается задача классификации на основе искусственной иммунной системы и прогноза.
4.2	Эндокринный агент прогнозирования	Решается задача классификации на основе искусственной эндокринной системы и прогноза.

Рассмотрим механизм работы мультиагентной системы. В предложенной системе ввод данных, а также общее управление процессом осуществляется агентом верхнего уровня – супервайзером. Этот агент обрабатывает входные данные и последовательно активирует агентов среднего уровня: агента редукции данных, обучающего агента и агента прогноза. Агент редукции данных направляет входной набор данных на обработку агентам нижнего уровня: нейронному, иммунному и эндокринному агентам редукции данных. Каждый из них предлагает собственный вариант уменьшения размерности данных. После оценки результатов наиболее эффективная стратегия редукции возвращается супервайзеру. На следующем этапе супервайзер передает уменьшенный набор данных агенту обучения, который, в свою очередь, инициирует обучение агентов прогноза нижнего уровня: иммунного агента прогнозирования и эндокринного агента прогнозирования. После завершения обучения сравниваются метрики точности моделей, и модель с наилучшими результатами передается агенту прогноза. Агент прогноза, получив от супервайзера новые данные, использует ранее обученную модель для выполнения прогноза.

Результаты и обсуждение

В качестве набора данных рассматривается база данных с предприятия ТОО «ТенгизШевройл» с установки по очистке газов от кислых компонентов на основе суточных замеров с датчиков. Набор данных представляет собой временной ряд с частотой измерений раз в минуту, содержащий 16 признаков и 400 наблюдений. Всего 6400 экземпляров данных. В таблице 2 представлен фрагмент базы данных для анализа (P – показания с датчиков давления, T –температуры, L – уровня и т.д.)

Таблица 2 – Фрагмент базы данных установки по очистке газов

Время	11PT30102	11PDT3100	11TE30105	11LIC3101	…	11LIC310	Класс
26-сент-22 01:01:00	0	80	95	49,720	…	51,769	-1
26-сент-22 01:02:00	0,5	71,226	90	49,873	…	51,268	-1
26-сент-22 01:03:00	0,2	82	100,116	50,130	…	48,909	-1
26-сент-22 01:04:00	0,4	84	92	50,123	…	49,571	-1
26-сент-22 01:05:00	1,099	92	70	49,953	…	50,917	-1
…	…	…	…	…	…	…	…
26-сент-22 04:19:00	1,109	71,018	100,052	50,000	…	50,530	1

В качестве целевой переменной использовался признак «Class», отражающий нормальное функционирование (1) или наличие отказа (-1). На рисунке 2 представлена матрица взаимной информации (Mutual Information, MI) [22]. Данный анализ позволил выявить наиболее значимые, в том числе нелинейные, зависимости между признаками и целевой переменной. Наибольшие значения MI наблюдаются у 11TE31004.PV, 11TE301046.PV, 11PDT31008.PV, 11PDT31007.PV, 11TE301020.PV. Эти результаты демонстрируют, что некоторые признаки, несмотря на слабую линейную связь, обладают значительным вкладом в предсказательную способность модели. Матрица показывает, сколько информации об одной переменной содержится в другой, и чем выше ее значение, тем больше информации одна переменная дает о другой.

Рассчитанные значения коэффициента инфляции дисперсии (Variance Inflation Factor, VIF) [23] в таблице 3 выявили наличие критической мультиколлинеарности между признаками: 11TE301046.PV, 11FIC31011.PV, 11LIC31014.PV, 11TE301020.PV, 11FFIC31051.PV.

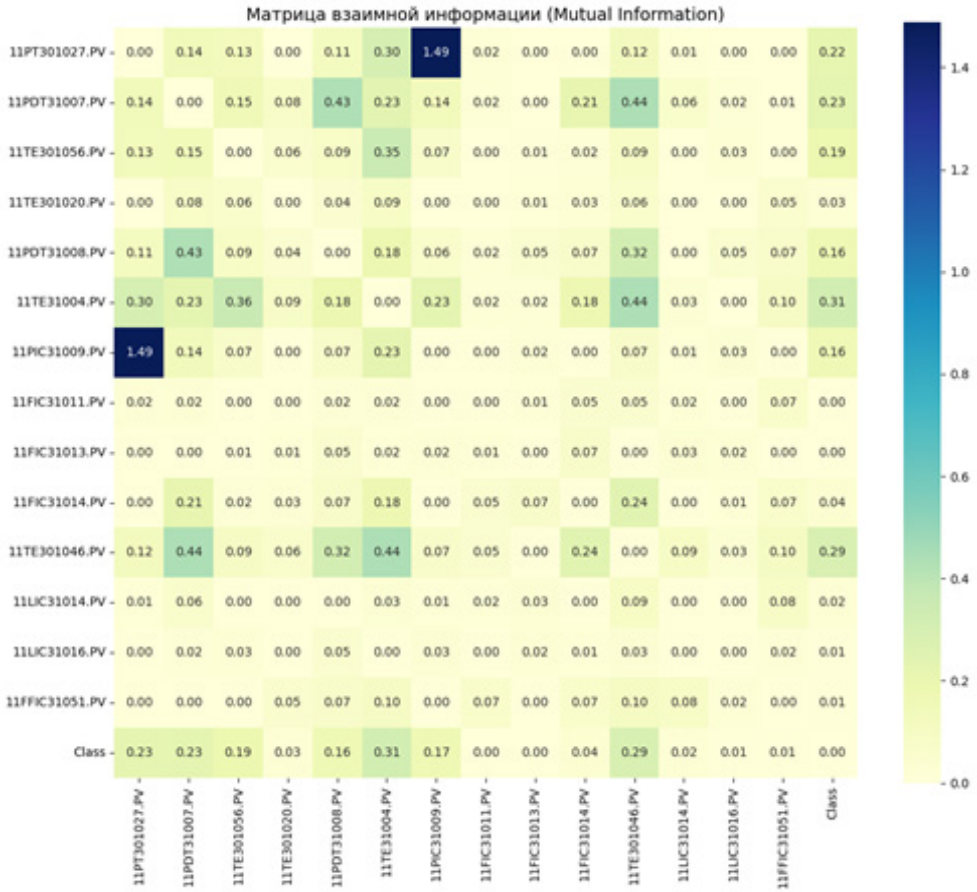


Рисунок 2 – Матрица взаимной информации

Таблица 3 – Таблица значения коэффициента инфляции дисперсии VIF

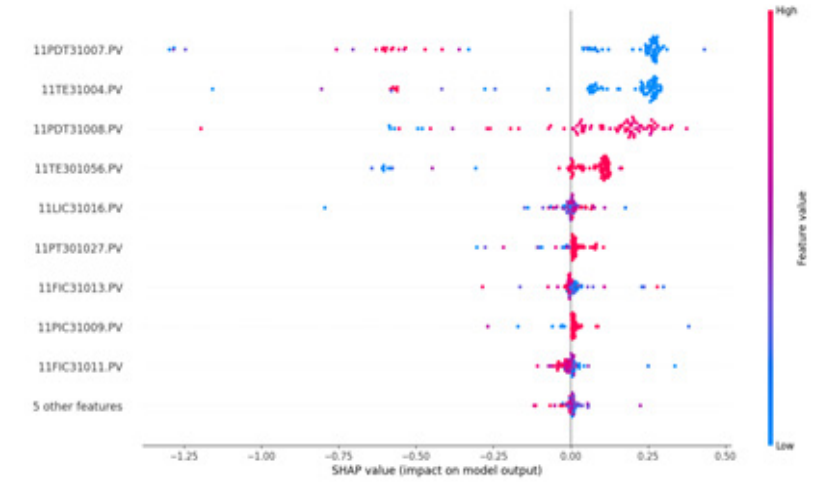
№	Признак	Значение VIF
1	2	3
1	11PT301027.PV	1.101134e+00
2	11PDT31007.PV	2.149743e+01
3	11TE301056.PV	4.495404e+00
4	11TE301020.PV	1.356624e+05
5	11PDT31008.PV	5.674767e+00
6	11TE31004.PV	1.282992e+01
7	11PIC31009.PV	1.122293e+00
8	11FIC31011.PV	6.633705e+05
9	11FIC31013.PV	4.108856e+03
10	11FIC31014.PV	1.028444e+05
11	11TE301046.PV	1.052425e+06
12	11LIC31014.PV	2.014021e+05
13	11LIC31016.PV	2.315087e+03
14	11FFIC31051.PV	1.360952e+05
15	Class	1.220337e+00

Высокие значения VIF указывают на почти полную линейную зависимость между отдельными признаками. Представленный набор данных был проанализирован с помощью разработанной мультиагентной системы. На первом этапе была выполнена редукция данных, которая заняла 2 минуты 36 секунд 30 миллисекунд. В процессе участвовали три агента редукции: нейронный, иммунный и эндокринный. Результаты редукции представлены в таблице 4.

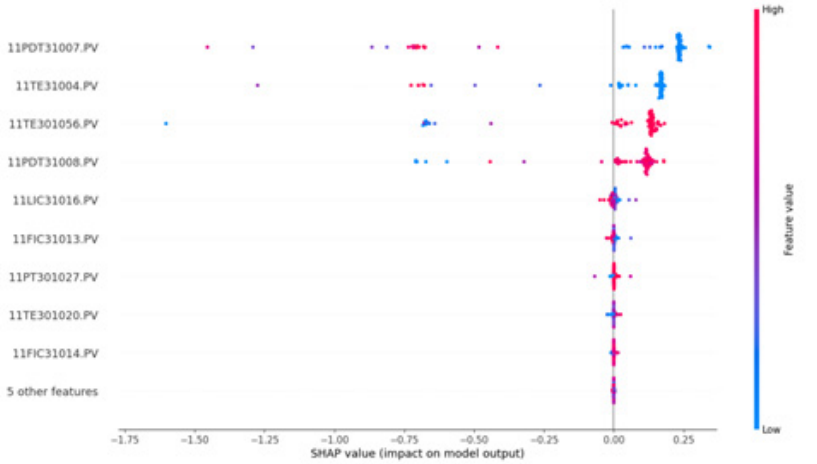
Таблица 4 – Выбор информативных признаков на основе агентов редукции

№	Иммунный агент редукции данных (точность: 88%)	Нейронный агент редукции данных (точность: 80%)	Эндокринный агент редукции данных (точность: 72%)
1	11PDT31007.PV	11PDT31007.PV	11PDT31007.PV
2	11TE31004.PV	11TE31004.PV	11TE301056.PV
3	11PDT31008.PV	11TE301056.PV	11PDT31008.PV
4	11TE301056.PV	11PDT31008.PV	11TE31004.PV

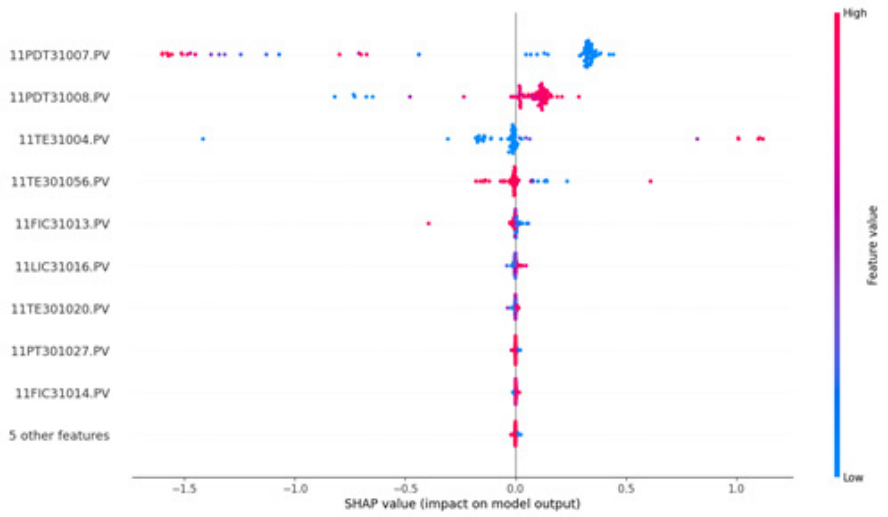
Агент-супервайзер по результатам моделирования и работы агентов редукции данных выбрал результат после иммунного агента редукции данных с точностью 88% (рисунок 3).



(а) Выделение информативных признаков на основе редукции данных иммунным агентом



(б) Выделение информативных признаков на основе редукции данных эндокринным агентом



(в) Выделение информативных признаков на основе редукции данных нейронным агентом

Рисунок 3 – Визуализация результата работы агентов редукции данных:
(а) иммунный агент редукции данных, (б) эндокринный агент редукции данных,
(в) нейронный агент редукции данных

На втором этапе было выполнено обучение с использованием набора данных после редукции. Обучение заняло 1 минуту 14 секунд 14 миллисекунд. Участвовали два предсказывающих агента: иммунный и эндокринный. Оба достигли одинакового уровня точности – 77,5%. Агент обучения выбрал эндокринный классификатор для дальнейшей передачи предсказывающему агенту. Результаты классификации всех агентов представлены на рисунке 4.

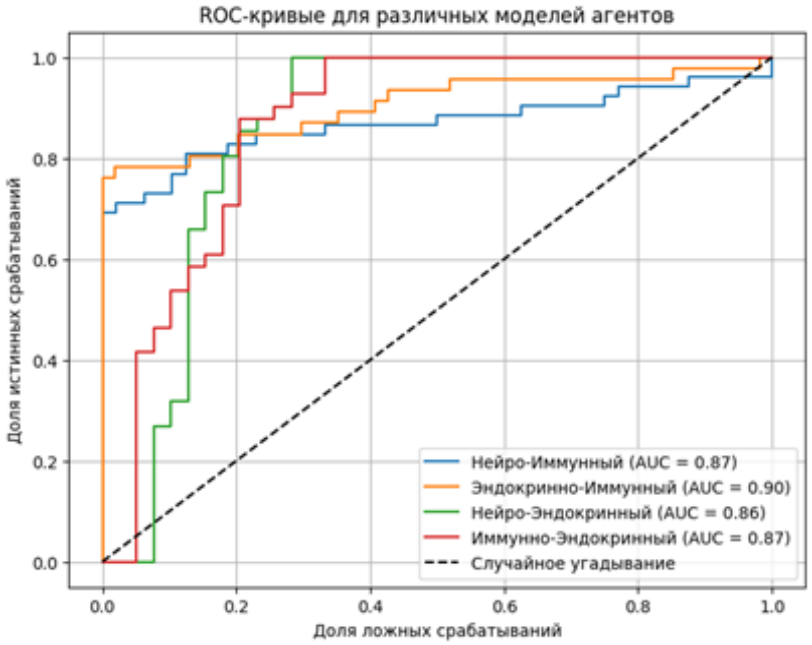


Рисунок 4 – Результаты классификации агента прогноза на ROC-кривой

Графики на рисунке 5 демонстрируют высокую площадь под ROC-кривой для всех агентов, что указывает на хорошие классификационные свойства агентов. Комбинация, выбранная агентом редукции данных и агентом обучения, является иммунно-эндокринной с точностью метрики AUC в 0.87. Сравнительный анализ с классическими моделями классификации, такими как линейная регрессия, деревья решений и метод опорных векторов, показал, что разработанная мультиагентная система показывает лучшие результаты на инженерных данных.

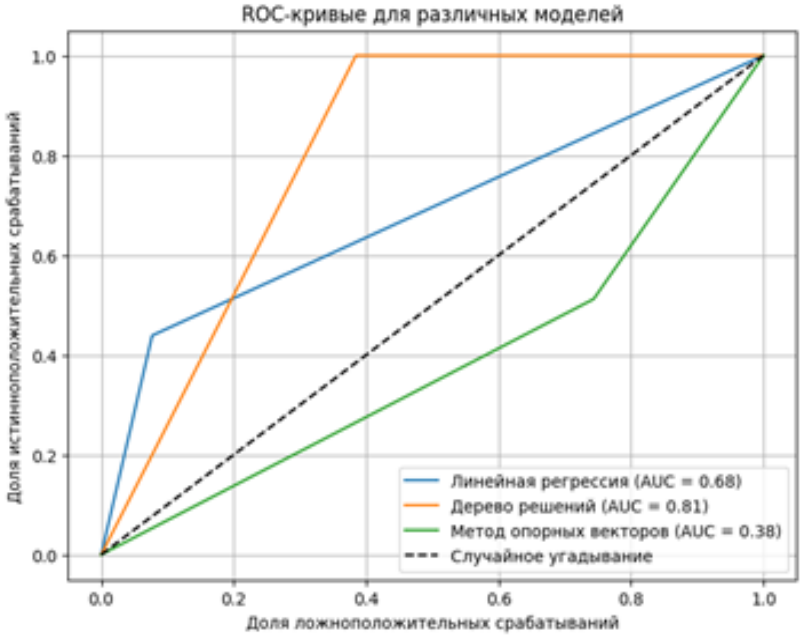


Рисунок 5 – Результаты классификации базы данных «ТенгизШевройл»

По результатам моделирования и экспериментов иммунно-эндокринная модель превосходит остальные алгоритмы по совокупности ключевых показателей качества, как показано в таблице 5.

Таблица 5 – Сравнительный анализ метрик результатов классификации

Метрика	Линейная регрессия	Деревья решений	Метод опорных векторов	Иммунно-эндокринная модель
Precision для класса -1 (отказ)	0.61	1	0.33	0.71
Recall для класса -1 (отказ)	0.92	0.62	0.26	0.79
f1-score для класса -1 (отказ)	0.73	0.76	0.29	0.76
precision для класса 1 (нормальный режим)	0.86	0.73	0.42	0.78
recall для класса 1 (нормальный режим)	0.44	1	0.51	0.79
f1-score для класса 1 (нормальный режим)	0.57	0.85	0.46	0.76
Accuracy	0.68	0.81	0.39	0.75
ROC-AUC	0.68	0.81	0.38	0.87

В частности, она демонстрирует сбалансированную точность и полноту как для класса отказов, так и для нормального режима работы, в отличие от других моделей, склонных к переобучению или смещению в сторону одного из классов. F1-мера для обоих классов составляет 0.76, что свидетельствует о стабильной способности модели эффективно выявлять как аномальные, так и штатные состояния. Значение ROC-AUC достигает 0.87, что существенно выше по сравнению с другими методами.

Заключение

В данной работе предложена и реализована иерархическая мультиагентная система для диагностики состояния промышленного оборудования, основанная на взаимодействии специализированных агентов редукции и прогноза. Архитектура системы обеспечивает логическую декомпозицию задач, что позволяет эффективно управлять потоком данных, снижать размерность признаков без потери информативности и повышать точность классификации технического состояния. Проведенные эксперименты на реальных промышленных данных предприятия ТОО «ТенгизШевройл» подтвердили высокую эффективность предложенного мультиагентного подхода. Иммунно-эндокринная модель, выбранная мультиагентной системой, показала наивысшее значение метрики AUC=0.87 по сравнению с традиционными методами классификации: линейной регрессией AUC=0.68, деревом решений AUC=0.81 и методом опорных векторов AUC=0.38. Полученные результаты подчеркивают эффективность внедрения мультиагентных систем на основе биоинспирированных алгоритмов искусственного интеллекта в задачах промышленной диагностики в рамках концепции Industry 4.0.

На разработанное программное обеспечение получено свидетельство о внесении сведений в государственный реестр прав на объекты, охраняемые авторским правом [24].

Информация о финансировании

Исследования проводятся по гранту ГФ КН МНВО РК, ИРН №AP23486386 на тему «Разработка интеллектуальной технологии самосборки унифицированной искусственной иммунной системы для управления сложными объектами промышленной автоматизации с использованием нейроэндокринной системы» (2024–2026 гг).

REFERENCES

1 Cheng, C., Yang, B., Xiao, Q. Hierarchical Coordinated Predictive Control of Multiagent Systems for Process Industries. Applied Sciences, 14 (14), 6025 (2024). https://doi.org/10.3390/app14146025.

2 Wang, Y., Yang, Y.H., Wu, L.B. Fuzzy Adaptive Event-triggered Control of Multi-agent Systems With Command Filter. International Journal of Control, Automation and Systems, 23 (1), 175–186 (2025). https://doi.org/10.1007/S12555-024-0634-5.

3 Liu, Y., Wu, X., Long, J., Wang, W. Event-Triggered Distributed Adaptive Leaderless Consensus of Uncertain Heterogenous Nonlinear Multi-Agent Systems. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 71 (5), 2694–2698 (2024). https://doi.org/10.1109/TCSII.2023.3348763.

4 Xing, X., Hu, G. Distributed Fault-Tolerant Control of Uncertain Multi-Agent Systems with Connectivity Maintenance. Journal of Systems Science and Complexity, 37 (1), 40–62 (2024). https://doi.org/10.1007/S11424-024-3436-1.

5 Kossek, M., Stefanovic, M. Survey of Recent Results in Privacy-Preserving Mechanisms for Multi-Agent Systems. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 110 (3), 1–27 (2024). https://doi.org/10.1007/S10846-024-02161-9.

6 Vinogradova, E. Software of the “Alice” Type for the Multi-Agent System of Monitoring the Problems of the Development of the Car Service Industry. Proceedings of MLSD 2023. https://doi.org/10.1109/MLSD58227.2023.10303859.

7 Wang, J., Su, X., Huang, Y., Lai, H., Qian, W., Zhang, S. CLinear: An Interpretable Deep Time-Series Forecasting Model for Periodic Time Series. IEEE Internet of Things Journal, 12 (11), 17364–17376 (2025). https://doi.org/ 10.1109/JIOT.2025.3536460.

8 Hinson, J.P., Raven, P., Chew, S.L., Hughes, S.H. The Endocrine System. 3rd ed. Oxford: Elsevier, 2022 (Systems of the Body Series).

9 Sompayrac, L.M. How the Immune System Works. 7th ed. Hoboken: Wiley-Blackwell, 2022. 176 p. ISBN 978-1-119-89068-3.

10 Dettmer, P. Immune. New York: Penguin Random House, 2021. 341 p.

11 Paradise, C.J., Campbell, A.M. Organismal Homeostasis, 2016. 100 p.

12 Abdelhadi, A., Kadri, O.A New Operator that Combines Artificial Immune Systems and Multi-Agent Systems for Addressing Flow Shop Scheduling Problems. Brazilian Journal of Technology, 7 (4) (2024). https://doi.org/10.38152/bjtv7n4-048.

13 Pulikottil, T., Martinez-Arellano, G., Barata, J. Immune System Inspired Smart Maintenance Framework: Tool Wear Monitoring Use Case. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 132 (9–10), 1–23 (2024). https://doi.org/10.1007/s00170-024-13472-4.

14 Wang Chia-Nan, Nguyen Tram Thi Mai. Integrated artificial immune system and Taguchi approach for production scheduling in the garment industry. Production Planning and Control, 31 (2), 97–107 (2024). https://doi.org/10.23055/ijietap.2024.31.2.9747.

15 Pinto Rui, Gonçalves Gil. Application of artificial immune systems in advanced manufacturing. Array, 16, art. 100238 (2022). https://doi.org/10.1016/j.array.2022.100238.

16 Terziyan Vagan, Vitko Oleksandra. Taxonomy-informed neural networks for smart manufacturing. Procedia Computer Science, 232, 1388–1399 (2024). https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.01.137.

17 Sharma Priynka, Gounder Maanvik, Kumar Kaushik. Mastering feature engineering: unlocking the art of data transformation for enhanced predictive modeling with neural networks. Data Science and Applications, pp. 451–464 (June 2025). https://doi.org/10.1007/978-981-96-1188-1_33.

18 Haomachai, W., Teerakittikul, P. An Artificial Hormone System for Adaptable Locomotion in a Sea Turtle-Inspired Robot. Proceedings of the 4th International Conference on Control and Robotics Engineering (ICCRE). IEEE, 2019, pp. 136–141. https://doi.org/10.1109/ICCRE.2019.8724369.

19 Samigulina, G.A., Samigulina, Z.I. Development of intelligent technology for complex objects control based on a unified artificial immune system and principles of immunological homeostasis for industrial automation using modern microprocessor equipment: monograph. Yelm, WA, USA: Science Book Publishing House, 2023. 196 p. ISBN 978-1-62174-150-3. SAN 920-3230.

20 Samigulina, G., Samigulina, Z. Diagnostics of industrial equipment and faults prediction based on modified algorithms of artificial immune systems. Journal of Intelligent Manufacturing, 33 (1), 1–18 (2022). https://doi.org/10.1007/s10845-020-01732-5.

21 Liu, H., Liu, X., Huang, K., Huang, K., Guo, D. Embodied Multi-agent System. Embodied Multi-Agent Systems (2025). https://doi.org/10.1007/978-981-96-5871-8_2.

22 Qian, W., Wan, L., Shu, W. Semisupervised feature selection based on discernibility matrix and mutual information. Applied Intelligence, 54 (13–14), 7278–7295 (2024). https://doi.org/10.1007/s10489-024-05481-3. sciencedirect.com+8.

23 SalmerónGómez, R., GarcíaGarcía, C. B., GarcíaPérez, J. A Redefined Variance Inflation Factor: Overcoming the Limitations of the Variance Inflation Factor. Computational Economics, 65 (1), 337–363 (2024). https://doi.org/10.1007/s10614-024-10575-8. arxiv.org+9

24 A.S. №56573. INTELLECTUAL MULTI-AGENT SYSTEM FOR SMART MANUFACTURING – MASBio. G.A. Samigulina, Z.I. Samigulina, D.D. Bekeshev; opubl.05.04.2025. https://qazpatent.kz/ru.

[1,2]Самигулина Г.А.,
т.ғ.д., профессор, ORCID ID: 0000-0003-1798-9161,
e-mail: kz.galinasamigulina@gmail.com
[1,2]*Самигулина З.И.,
PhD, доцент, ORCID ID: 0000-0002-5862-6415,
*e-mail: z.samigulina@kbtu.kz
[1,2]Бекешев Д.Д.,
магистр, ORCID ID: 0009-0002-8168-6368,
e-mail: dauletb01@gmail.com

[1]Ақпараттық және есептеу технологиялары институты,
«Зияткерлік басқару және болжау жүйелері» зертханасы, Алматы қ., Қазақстан
[2]Қазақстан-Британ техникалық университеті, Алматы қ., Қазақстан

ӨНЕРКӘСІПТІК ЖАБДЫҚТЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛДЫ ДИАГНОСТИКАЛАУҒА АРНАЛҒАН МУЛЬТИАГЕНТТІК ЖҮЙЕНІ ӘЗІРЛЕУ

Андатпа

Қазіргі заманғы өнеркәсіптік автоматтандыру жүйелері пайдалану үдерісінде өндірістік деректердің үлкен көлемін қалыптастырады. Бұл деректерді заманауи жасанды интеллект әдістері арқылы өңдеу – қымбат жабдықтардың жағдайын уақытылы диагностикалауға және тозуын болжауға мүмкіндік береді. Мақалада өнеркәсіптік жабдықтарды диагностикалауға арналған нейро-иммунды-эндокриндік өзара әрекеттестік негізіндегі инновациялық мультиагенттік жүйе ұсынылады. Жүйе деректерді редукциялауға мамандандырылған агенттерден тұрады. Олар жасанды нейрондық желі (ЖНЖ), жасанды эндокриндік алгоритм (ЖЭА) және жасанды иммундық жүйе (ЖИЖ) негізінде құрылған. Бұл агенттердің мақсаты – деректер базасының өлшемін азайту, бірақ оның ақпараттылығын жоғалтпай сақтау. Сонымен қатар, ЖИЖ және ЖЭА негізінде жабдықтың күйін деректер редукциясынан кейінгі ақпарат бойынша жіктеу мен тозуын болжау мәселесін шешетін предиктивті агенттер жасалды. Эксперименттер «ТеңізШевройл» ЖШС мұнай өңдеу кәсіпорнының нақты өндірістік деректерінде жүргізілді. Модельдеу нәтижелері бұл тәсілдің болашағы зор екенін көрсетті. AUC (ROC қисығы астындағы аудан) метрикасының мәні 0.86–0.90 аралығында, мультиагенттік жүйенің өткізу қабілеті – секундына 1000 тапсырма, болжау уақыты – 1 мс, ал жүйенің сенімділігі – 100%.

Тірек сөздер: өнеркәсіптік жасанды интеллект, жабдықты диагностикалау, мультиагенттік жүйе, нейро-иммунды-эндокриндік өзара әрекеттестік, мұнай өңдеу өндірісі.

[1,2]Samigulina G.A.,
Dr.Tech.Sc., Professor, ORCID ID: 0000-0003-1798-9161,
e-mail: kz.galinasamigulina@gmail.com,
[1,2]*Samigulina Z.I.,
PhD, Associate Professor, ORCID ID: 0000-0002-5862-6415,
*e-mail: z.samigulina@kbtu.kz,
[1,2]Bekeshev D.D.,
Master's degree, ORCID ID: 0009-0002-8168-6368, e-mail: dauletb01@gmail.com
[1]Institute of Information and Computing Technologies,
Lab. «Intellectual Control system and forecasting», Almaty, Kazakhstan
[2]Kazakh-British Technical University, Almaty, Kazakhstan

DEVELOPMENT OF A MULTI-AGENT SYSTEM FOR INTELLIGENT DIAGNOSTICS OF INDUSTRIAL EQUIPMENT

Abstract

Modern industrial automation systems generate a large volume of production data during operation, the processing of which by modern artificial intelligence methods allows for timely diagnostics of the condition

and prediction of wear of expensive equipment. The article develops an innovative multi-agent system based on neuroimmune-endocrine interaction for diagnostics of industrial equipment. The system consists of agents specializing in data reduction, based on an artificial neural network (ANN), an artificial endocrine algorithm (AEA) and an artificial immune system (AIS). The task of these agents is to reduce the size of the database without losing its information content. Also, predictive agents based on AIS and AEA have been developed, which solve the problem of classifying the condition of equipment based on information obtained after data reduction and predict equipment wear. Experiments were carried out on real industrial data of the oil refinery TengizChevroil LLC. The modeling results showed the prospects of using this approach. The following values of the AUC (Area Under ROC Curve) metric were obtained from 0.86 to 0.90, the throughput of the multi-agent system is 1,000 tasks per second, the prediction time is 1 ms, and the fault tolerance is 100%.

Keywords: industrial artificial intelligence, equipment diagnostics, multi-agent system, neuroimmune-endocrine interaction, oil refining.

Дата поступления статьи в редакцию: 28.02.2025