

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО РЕГУЛЯТОРА В СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ ХОЛОДИЛЬНОЙ УСТАНОВКОЙ НА ХОККЕЙНОЙ АРЕНЕ

Корнюшкин Д.А., Крылов А.А.

Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М. А. Бонч-Бруевича (СПбГУТ), 191186, Российская Федерация, город Санкт-Петербург, наб. Реки Мойки, д. 61 литер а e-mail:kornyushkin_98@mail.ru

Целью данной работы является исследование возможностей применения нейросетевого регулятора (НР) в системе управления холодильной установкой. В рамках исследования будут рассмотрены принципы построения и обучения нейронной сети, а также проведены эксперименты по оценке эффективности предложенного подхода в сравнении с традиционными методами регулирования. Проведен анализ эффективности предложенного подхода путем сравнения с традиционными методами регулирования. Результаты моделирования и экспериментальных исследований показывают улучшение стабильности температуры ледового покрытия и снижение энергозатрат на поддержание заданных параметров. Исследование позволит определить перспективы использования нейросетевых технологий в управлении промышленным оборудованием и выявить возможные направления дальнейшего развития данного метода. Подчеркивается важность учета специфики каждой конкретной задачи при проектировании и настройке нейросетевых регуляторов.

Ключевые слова: холодильная установка, нейросетевой регулятор, обработка данных, метод обратного распространения ошибки, ледовое покрытие.

APPLICATION OF NEURAL NETWORK REGULATOR IN THE CONTROL SYSTEM OF THE REFRIGERATION UNIT AT THE HOCKEY ARENA

Kornyushkin D.A., Krylov A.A.

Prof. M. A. Bonch-Bruevich St. Petersburg State University of Telecommunications (SPbSUT), 191186, Russian Federation, St. Petersburg, emb. Moika River, 61 letter Ae-mail: kornyushkin_98@mail.ru

The purpose of this paper is to investigate the possibilities of applying neural network (NN) controller in the control system of a refrigeration plant. Within the framework of the research the principles of construction and training of neural network will be considered, as well as experiments to evaluate the effectiveness of the proposed approach in comparison with traditional methods of regulation will be carried out. The effectiveness of the proposed approach is analyzed by comparing it with traditional control methods. The results of modeling and experimental studies show the improvement of ice cover temperature stability and reduction of energy consumption to maintain the set parameters. The study will help to determine the prospects for the use of neural network technologies in the control of industrial equipment and identify possible directions for further development of this method. The importance of taking into account the specifics of each particular task when designing and tuning neural network regulators is emphasized.

Keywords: refrigeration plant, neural network controller, data processing, error back propagation method, ice coating.

Введение

Подсистема холодильной установки на хоккейном стадионе функционирует в тесной связке с другими подсистемами, такими как вентиляция, отопление, освещение и управление энергоснабжением. Данные от этих систем, включая информацию о температуре и влажности воздуха, тепловых нагрузках, уровне освещенности и потреблении энергии, поступают в НР, который анализирует их и адаптирует работу холодильной установки. Этот подход позволяет оптимизировать температурные характеристики льда и микроклимата в здании, обеспечивая комфортные условия для игроков и зрителей, а также экономию энергии.

Обучение нейросетевого регулятора

Обучение нейросетевого регулятора для управления подсистемой холодильной установки на хоккейной арене было проведено с учетом уникальных особенностей и требований к спортивной инфраструктуре. Начальный этап включал в себя сбор данных о работе компрессоров и состояний поверхности льда, эти данные были получены с помощью контрольно-измерительных приборов, таких как термометры, измерители давления, сенсоры

влажности и другие, установленные как на самой арене, так и в системе компрессоров. Собранные данные содержат информацию о температуре льда, влажности воздуха, давлении хладагента и нагрузке на холодильную установку. Перед началом обучения данные прошли предварительную обработку, которая включала в себя очистку от шумов, заполнение пропущенных значений и нормализацию, с целью устранения различий в масштабах различных типов данных.

Одновалентное обучение с подкреплением (ООП) нацелено на формирование методом проб и ошибок у агента поведения, необходимого для достижения заданной цели. Согласно схеме обучения с подкреплением (рис. 1), агент взаимодействует со средой, наблюдая среду в момент времени в виде некоторого наблюдения, на основе которого он предпринимает действие и получает награду, зависящую от результатов воздействия на среду. Получаемая награда в соответствии с алгоритмом обучения с подкреплением увеличивает или уменьшает вероятность совершения действия при тех же условиях в будущем.

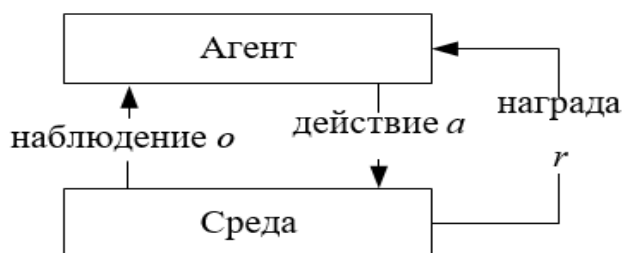


Рисунок 1 – Рисунок 1. Схема ООП

Процесс обучения с подкреплением включает два ключевых этапа: этап обучения и этап функционирования. Для четкого разделения характеристик, связанных с задачей многокритериальной оптимизации (МОП), и характеристик самого метода МОП, в настоящем исследовании рассматриваются исключительно те свойства, которые проявляются на этапе функционирования. Так, если на этапе функционирования агенты не располагают информацией о предстоящих действиях других агентов, соответствующая задача МОП классифицируется как задача без учета планируемого поведения остальных участников. Вместе с тем, подобная информация может дополнительно обрабатываться методом МОП на этапе обучения. В зависимости от временного порядка выполнения действий, задачи МОП подразделяются на одновременные, характеризующиеся параллельным выполнением действий всеми агентами, и последовательные, предполагающие выполнение действий по очереди, а также гибридные варианты. Что касается структуры вознаграждения, задачи МОП классифицируются на задачи с общим вознаграждением, соответствующие определенным критериям, и задачи с индивидуальным вознаграждением.

Обрабатываемые данные

Система управления холодильной установкой на хоккейном стадионе, управляемая НР, обрабатывает множество данных для обеспечения оптимального функционирования и поддержания нужных условий на льду. К этим данным относятся, температура льда, измеряемая различными датчиками на разной глубине и в разных частях ледовой поверхности, что является основным параметром для определения качества льда. Жесткость льда, зависящая от степени замораживания воды и плотности льда, важная для соответствия различным видам мероприятий, будь то профессиональный хоккей или массовое катание. Толщина льда, контролируемая для предотвращения образования слишком толстых или тонких слоев, что влияет на безопасность и игровые характеристики. Наличие трещин и неровностей на поверхности льда, выявляемых специальными сенсорами, что помогает своевременно обнаружить дефекты и провести ремонт [3]. Также учитываются климатические данные внутри арены, температура воздуха, необходимая для комфорта зрителей и участников игр, относительная влажность.

Высокий уровень которой может ухудшить качество льда, приводя к его таянию и образованию конденсата. Также учитывается скорость воздушных потоков, влияющих на равномерное распределение холода по стадиону. Не менее важны внешние метеорологические данные, температура наружного воздуха, оказывающая воздействие на работу системы кондиционирования и охлаждения льда, влажность наружного воздуха, способная изменить внутреннюю влажность арены, давление и ветер, которые могут менять тепловую нагрузку на стадион. Кроме того, система следит за температурой хладагента в системе, чтобы предотвратить перегрев или замерзание, так же учитываются параметры давления хладагента, от значения которого зависит эффективность циркуляции и нагрузки на компрессоры.

Дополнительно учитываются данные о расписании и характере мероприятий:

- Вид мероприятия – профессиональные матчи, тренировки, массовые катания имеют разные требования к качеству льда.
- Время начала и окончания мероприятия – позволяющее системе заранее подготовиться к изменению нагрузок и температурных режимов.
- Ожидаемое количество участников и зрителей – влияющее на тепловую нагрузку и необходимость регулировки климата.

Так же, система управления отслеживает техническое состояние оборудования:

- Состояние оборудования – включая датчики износа, вибрации и других параметров для раннего обнаружения неисправностей.
- Запланированные и внеплановые ремонтные мероприятия – для своевременного обслуживания и предотвращения поломок.

Эти данные обрабатываются нейросетевым регулятором в режиме реального времени, что позволяет ему принимать обоснованные решения о настройке работы холодильной установки, обеспечивая оптимальные условия для различных мероприятий и создавая комфорт и безопасность для всех участников.

Принцип работы

Основной целью НР является поддержание оптимальной температуры льда и обеспечение эффективной работы холодильной установки, что критически важно для качественного проведения спортивных мероприятий [4]. Данные, полученные от различных датчиков, поступают в НР, который был предварительно обучен на большом объеме исторических данных о работе холодильной установки и состоянии ледовой поверхности на конкретно заданном объекте. На основе полученных данных нейросеть производит анализ текущего состояния системы и вырабатывает управляющие сигналы для управления холодильной установкой.

Основные типы датчиков, на которые опирается система при принятии решения, включают:

1. Температурные датчики – измеряют температуру льда, воздуха внутри арены и наружных температурных условий. Температура льда является ключевым показателем, так как она должна оставаться в узком диапазоне для обеспечения безопасности игроков и высокого качества игры.
2. Датчики влажности – контролируют уровень влажности воздуха как внутри арены, так и снаружи. Высокая влажность может повлиять на качество ледовой подушки, поэтому система должна регулировать работу компрессоров с учетом этих показателей.
3. Датчики давления – следят за давлением хладагента в системе, что важно для правильного функционирования компрессоров и предотвращения аварийных ситуаций.
4. Датчики нагрузки – фиксируют нагрузку на компрессоры, что позволяет оценить, насколько интенсивно они работают и какие ресурсы потребляют.
5. Датчики скорости вращения двигателей – отслеживают скорость работы компрессоров, что помогает контролировать их производительность и износ.
6. Датчики состояния льда – специальные сенсоры, которые оценивают состояние ледяной поверхности, такие как гладкость, наличие трещин и других дефектов.

Получив данные от перечисленных датчиков и сенсоров, НР проводит комплексный анализ текущего состояния системы, на основе этих данных он определяет, какой режим работы компрессоров будет оптимальным для поддержания заданной температуры льда и минимизации затрат электро-энергии, например, если температура льда начинает повышаться, регулятор увеличивает мощность компрессоров для усиления охлаждения. Если же нагрузка на арену возрастает, во время матча или тренировки, система управления регулирует работу компрессоров таким образом, чтобы поддерживать температуру льда в заданных пределах [5]. В случае если температура льда начинает увеличиваться выше установленного порога, НР принимает решение об увеличении мощности компрессоров для усиления охлаждения. Также если нагрузка на арену возрастает, допустим, во время матча или тренировки, когда выделяется больше тепла, система управления регулирует работу компрессоров, с целью поддержания температуры льда в заданных пределах. Нейросетевой регулятор обязательно учитывает внешние факторы, такие как погодные условия и расписание мероприятий на арене, к примеру, если ожидается резкое похолодание снаружи, система может заранее подготовить компрессоры к усиленной работе, чтобы компенсировать возможное увеличение теплопритоков [6]. Таким образом, НР постоянно адаптируется к изменяющимся условиям и обеспечивает стабильную и эффективную работу холодильной установки. Этот подход позволяет не только поддерживать идеальную поверхность льда для проведения спортивных мероприятий, но и значительно сократить затраты на электроэнергию, поскольку холодильная установка при управлении НР избегает избыточного потребления ресурсов. На рисунке 2

представлен график с данными, полученными от датчиков, расположенных в холодильной установке. В базовом представлении сигнатура включает значения диагностических параметров, полученных с датчиков. Точки с координатами, соответствующими индексу датчика i , $i = 1, \dots, 46$ и значению параметра p_i , $p \in [0; 1]$, имеют уровень яркости, отличный от общего фона. В заданный дискретный момент времени tt сигнатуре соответствует вектор $St = (p1t, p2t, \dots, pit, \dots, p46t)$. Временные последовательности значений параметров хранятся в базе данных и являются исходными данными для выполнения вычислений.

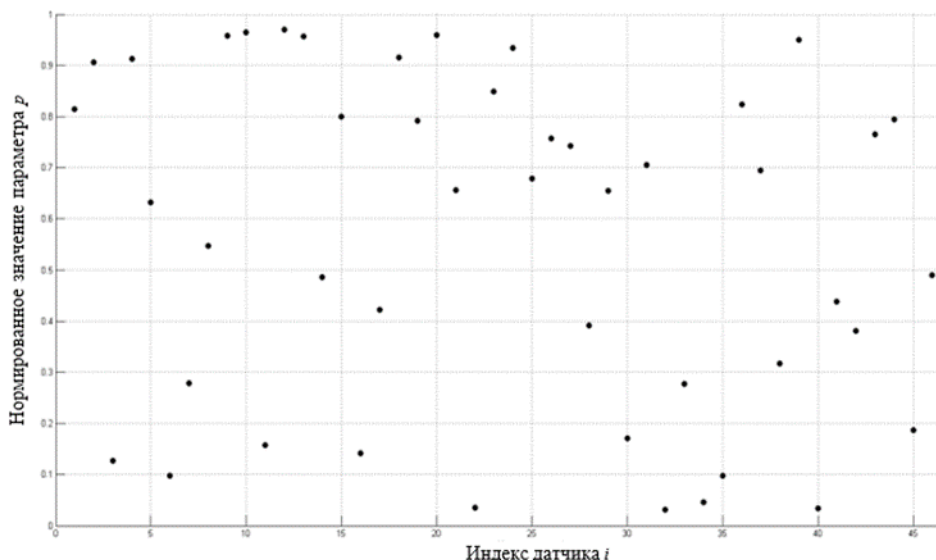


Рисунок 2. Нормированные данные датчиков холодильной установки

Также в системе был реализован «ночной режим», в этот период регулятор уменьшает мощность компрессоров и насосов, снижая интенсивность циркуляции хладагента и уменьшая общее энергопотребление. Однако даже в таком режиме поддерживается минимальная температура льда, необходимая для предотвращения его деформации и разрушения. При этом регулятор продолжает мониторинг данных, поступающих от различных датчиков, установленных на арене, таких как датчики температуры, давления и влажности. Если вдруг возникает отклонение от заданных параметров, например, резкое повышение температуры окружающей среды или изменение влажности, регулятор мгновенно корректирует работу холодильной установки, увеличивая или уменьшая подачу холода.

Кроме того, ночью уменьшается нагрузка на систему вентиляции и отопления, поскольку отсутствует необходимость поддерживать комфортный микроклимат для зрителей и участников соревнований [7]. Это позволяет регулятору дополнительно оптимизировать работу холодильной установки, учитывая снижение тепловых нагрузок. Такой режим работы позволяет существенно экономить энергию, не жертвуя при этом качеством льда и готовностью арены к следующим мероприятиям.

Применение генеративных состязательных сетей в системе управления холодильным оборудованием.

Принцип работы данной модели, архитектура которой представлена на рисунке 3, основана на принципе обучения двух нейронных сетей: генератора (G) и дискриминатора (D), которые работают совместно. Генератор получает на вход случайный шум и учится имитировать распределение данных, характерное для реальных классов атак из обучающей выборки. Его цель — максимизировать ошибку дискриминатора, создавая образцы, которые максимально похожи на настоящие. Дискриминатор обучается отличать реальные данные от тех, которые были созданы генератором. Для этого он вычисляет вероятность того, что поступившие на вход данные являются настоящими, возвращая на выходе число от 0 (если образец сгенерированный) до 1 (если реальный). Дискриминатор стремится минимизировать свою ошибку при классификации образцов [8]. Таким образом, между этими двумя сетями разворачивается состязание: генератор пытается обмануть дискриминатор, генерируя всё более реалистичные данные, а дискриминатор совершенствует свои способности различать реальные и искусственно созданные образцы. В результате такой игры обе сети улучшаются, достигая высоких показателей точности и эффективности.

Для описания структуры генеративной состязательной модели можно представить генератор G и дискриминатор D как многослойные перцептроны. Определив априорную вероятность шума $pz(z)$ и представив отображение в пространство данных в виде $G(z; \theta_g)$, где G — это дифференцируемая функция, представленная

многослойным перцептроном с параметром θg , можно узнать вероятностное распределение генератора pg над набором данных X .

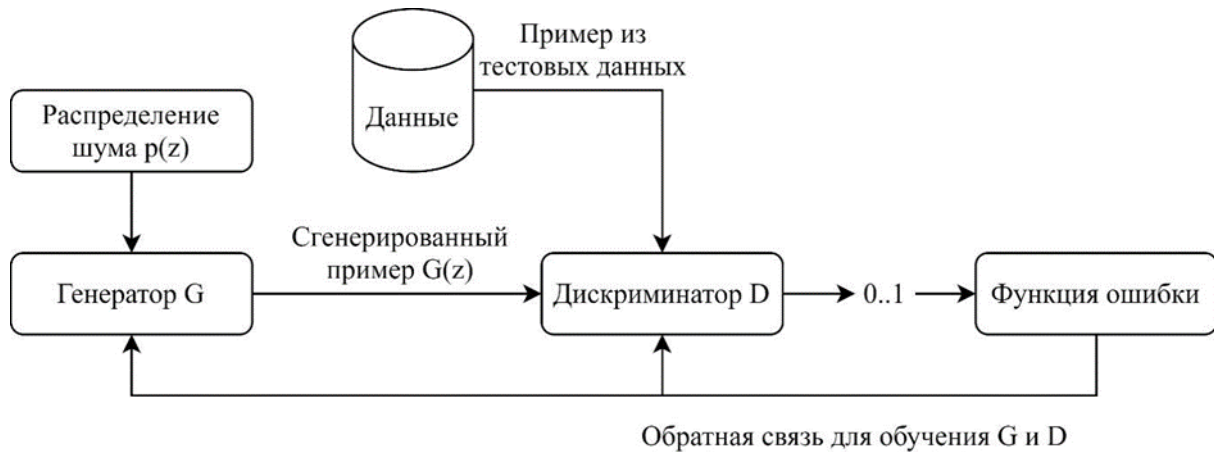


Рисунок 3 – Архитектура генеративной состязательной сети

Также определяется дискриминатор $D(x; \theta d)$, на выходе которого выводится скалярное значение. $D(x)$ представляет собой вероятность того, что x принадлежит реальному набору данных, а не сгенерированному. При обучении дискриминатора D стоит задача максимизировать вероятность правильного присвоения меток, идентификации как обучающих примеров, так и образцов из генератора G . Вместе с этим при обучении генератора G необходимо минимизировать логарифмическую вероятность $\log(1 - D(G(z)))$. Таким образом, D и G играют в минимаксную игру для двух игроков:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

На практике уравнение (1) обеспечивает в начале обучения недостаточный градиент для того, чтобы генератор G хорошо обучался. На ранних этапах обучения, когда генератор G плохо настроен, дискриминатор D может различать сгенерированные образцы с высокой степенью уверенности, потому что они явно отличаются от реальных данных. Вместо обучения генератора G минимизировать вероятность $\log(1 - D(G(z)))$, необходимо научить его максимизировать вероятность $\log D(G(z))$, что обеспечивает достаточный градиент на ранних итерациях [10]. На практике уравнение (1) изначально предоставляет недостаточный градиент для эффективного обучения генератора G . В начальных фазах обучения, когда параметры генератора еще далеки от оптимальных, дискриминатор D имеет возможность отличать сгенерированные образцы от реальных, поскольку они имеют существенные отличия. Вместо минимизации вероятности $\log(1 - D(G(z)))$, предпочтительнее обучать генератор G максимизировать вероятность $\log D(G(z))$, что способствует формированию необходимого градиента на первых итерациях и ускоряет начальное обучение [9]. Обучение генеративных состязательных сетей подразумевает адаптацию распределения дискриминатора D (изображенного синей пунктирной линией) таким образом, чтобы он мог корректно классифицировать входящие примеры, исходящие либо из распределения обучающих данных (представленного черной пунктирной линией), либо из распределения сгенерированных данных (зеленый непрерывный график). Исходная выборка z равномерно распределяется вдоль нижнего горизонтального отрезка на рис. 4, который служит проекцией области x , расположенной выше. Как отображение $x = G(z)$ накладывает неравномерное распределение pg на обучающее. Распределение генератора G сжимается в областях с высокой плотностью, а в областях с низкой – расширяется.

Алгоритм обучения GAN

Отображенный на рисунке 4 процесс имеет следующий алгоритм:

- Состязательная пара на этапе близкой сходимости: распределения pg и $pdata$ схожи, а D является частично-точным классификатором.
- Внутри цикла D обучается различать входные данные
- Генератор G обновляется с помощью градиента D , который направляет $G(z)$ в область, приближенной к реальным данным.

д) Спустя несколько шагов данный этап становится конечным, G и D достигают состояния, в котором невозможно дальнейшее улучшение, так как выполняется условие $pg = pdata$

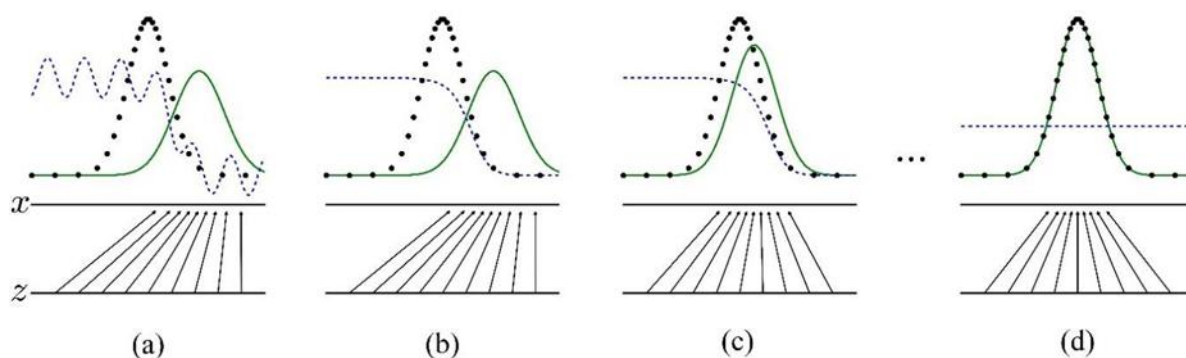


Рисунок 4 – Процесс тренировки генеративной состязательной сети

Описание набора данных NSL-KDD

Для обучения и тестирования предлагается использовать набор данных NSL-KDD, усовершенствованный по сравнению с KDD'99, который состоит из обучающей (training) и тестовой (testing) выборок и является актуальным для применения в СОВ [12]. Строки в наборе данных являются записями сетевого соединения (последовательности TCP, UDP и ICMP-пакетов) и содержат 41 признак, каждый из которых представляет собой определенное свойство или характеристику соединения. Набор данных содержит нормальный трафик и четыре основные категории вредоносного трафика: отказ в обслуживании (DoS, Denial of Service), сканирование для поиска уязвимостей (Probe), получение зарегистрированным пользователем повышенных привилегий (U2R, User to Root) и получение удаленного доступа незарегистрированным пользователем к локальному компьютеру (R2L, Remote to Local). Записи в данном наборе промаркированы: метка «normal» соответствует нормальному сетевому соединению, а иная метка – вредоносному воздействию определенного типа.

Заключение

Внедрение данного метода позволило значительно повысить точность поддержания заданных температурных параметров льда, что является критически важным фактором для обеспечения качества спортивных мероприятий и безопасности людей. Улучшение стабильности работы системы также привело к снижению энергозатрат на поддержание оптимальных режимов работы, что делает применение нейросетевых технологий экономически выгодным решением, кроме того, было отмечено снижение времени реакции системы на внешние возмущения, что способствует более оперативному восстановлению требуемых параметров после их отклонения от нормы. Таким образом, внедрение НР не только повысило качество функционирования холодильной установки, но и обеспечило дополнительные преимущества в виде экономии ресурсов и повышения надежности всей системы.

Список литературы

1. Джалолов У.Х. Построение адаптивного регулятора на основе принципов нечеткой логики и метода интегральной модуляции / У.Х. Джалолов, Р.М. Бандишоева, Н.И. Юнусов, У.А. Турсунбадалов // Политехнический вестник. Серия: Интеллект. Инновации. Инвестиции. 2021. № 4 (56). С. 48-53.
2. Зайцева, Н.М. Развитие теории моделирования электротехнических комплексов непрерывных производств на основе методов искусственного интеллекта. Автореферат диссертации на соискание учёной степени доктора технических наук. Кемерово, 2022. 346 с.
3. Варламов О.О., Кривошеев О.В. Машиностроительный искусственный интеллект: комбинированный алгоритм распределения ресурсов производственных систем в условиях неполноты данных без предыстории // Машиностроительные технологические системы. Сборник трудов Международной научно-технической конференции. Донской государственный технический университет. 2022. С. 346-351.
4. Варламов О.О., Кривошеев О.В., Трищенко А.В., Осипов В.Г., Лялин Е.С. Цифровизация агропромышленного комплекса и машиностроительный ИИ // МИВАР'22. Сборник научных статей. Москва, 2022. С. 390-398. национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года: указ Президента Российской Федерации от 21.07.2020 №474. URL: <http://www.consultant.ru> (дата обращения 19.11.2022).
5. Советов Б.Я. Контроллер нечеткой логики для размещения данных в многоуровневом хранилище / Б.Я. Советов, Т.М. Татарникова // Инновационное приборостроение. 2023. Т. 2. № 1. С. 37-4
6. Комаров Н.М., Пащенко Д.С. Повышение скорости внедрения инноваций в промышленности в условиях цифровизации // Вестник евразийской науки. — 2023. — Т. 15. — № 2. — URL:

<https://esj.today/PDF/68ECVN223.pdf>

7. Горобченко С.Л., Шифрин Б.М., Алексеева С.В., Гоголевский А.С., Кривоногова А.С., Пушков Ю.Л., Войнаш С.А. Современное состояние применения и развития методов искусственного интеллекта в промышленных регуляторах и интеллектуальных системах управления // Известия ТулГУ. Технические науки. - 2023. - №3. - С. 106–112. Режим доступа: URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennoe-sostoyanie-primeneniya-i-razvitiyametodov-iskusstvennogo-intellekta-v-promyshlennyh-regulyatorah-i-intellektualnyh>

8. Горелова Г.В., Мельник Э.Д. Подход к разработке систем искусственного интеллекта для производственных процессов на основе композиции когнитивного, нейросетевого и агентного моделирования // SAEC. - 2023. - №1. - С. 174–185. Режим доступа: URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/podhod-k-razrabotke-sistem-iskusstvennogo-intellekta-dlyaproizvodstvennyh-protsessov-na-osnove-kompozitsii-kognitivnogo>

9. Манькова Ю.В. Инновационные методы и технологии для автоматизации и оптимизации технологических процессов // Образование. Наука. Производство: сб. докладов XV Междунар. молодеж. форума (Белгород, 23-24 октября 2023 г.). Белгород: БелГТУ им. В.Г. Шухова, 2023. С. 111-113.

10. Жадаев, Д.С. Особенности нейросетевого анализа уровня подготовки студентов в процессе адаптивного тестирования их профессиональных компетенций [Текст] / Д.С. Жадаев, А.А. Кузьменко, В.В. Спасенников // Вестник Брянского государственного технического университета – 2019. - №2(75). – С. 90-9

References

1. Dzhabolov, U.H. Construction of an adaptive regulator based on the principles of fuzzy logic and integral modulation method / U.H. Dzhabolov, R.M. Bandishoeva, N.I. Yunusov, U.A. Tur-sunbadalov // Polytechnic Bulletin. Series: Intellect. Innovations. Investments. 2021. № 4 (56). С. 48-53.

2. Zaitseva, N.M. Development of the theory of modelling of electrical complexes of continuous productions on the basis of artificial intelligence methods. Author's abstract of thesis for the de-gree of doctor of technical sciences. Kemerovo, 2022. 346 с.

3. Varlamov, O.O.; Krivosheev, O.V. Machine-building artificial intelligence: a combined algo-rithm of the production systems resource allocation in the conditions of the data incompleteness without the prehistory (in Russian) // Machine-building technological systems. Proceedings of the International Scientific and Technical Conference. Don State Technical University. 2022. С. 346-351.

4. Varlamov, O.O.; Krivosheev, O.V.; Trishchenkov, A.V.; Osipov, V.G.; Lyalin, E.S. Digitalisa-tion of the agroindustrial complex and machine-building AI // MIVAR'22. Collection of scien-tific articles. Moscow, 2022. С. 390-398.

5. Sovetov, B.Ya. Fuzzy logic controller for the data placement in the multilevel storage (in Rus-sian) / B.Ya. Sovetov, T.M. Tatarnikova // Innovation Instrument Engineering. 2023. Т. 2. № 1. С. 37-4

6. Komarov N.M., Pashchenko D.S. Increasing the speed of innovation implementation in indus-try under conditions of digitalisation // Bulletin of Eurasian Science. - 2023. - Т. 15. - № 2. - URL: <https://esj.today/PDF/68ECVN223.pdf>

7. Gorobchenko, S.L.; Shifrin, B.M.; Alekseeva, S.V.; Gogolevskiy, A.S.; Krivonogova, A.S.; Pushkov, Yu.L.; Voynash, S.A. Current state of application and development of the artificial in-telligence methods in the industrial regulators and intelligent control systems (in Russian) // Izvestiya TulSU. Technical sciences. - 2023. - №3. - С. 106-112. Access mode: URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennoe-sostoyanie-primeneniya-i-razvitiyametodov-iskusstvennogo-intellekta-v-promyshlennyh-regulyatorah-i-intellektualnyh>

8. Gorelova, G.V.; Melnik, E.D. Approach to the development of artificial intelligence systems for production processes based on the composition of cognitive, neural network and agent-based modelling // SAEC. - 2023. - №1. - С. 174-185. Access mode: URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/podhod-k-razrabotke-sistem-iskusstvennogo-intellekta-dlyaproizvodstvennyh-protsessov-na-osnove-kompozitsii-kognitivnogo>

9. Mankova, Yu.V. Innovative methods and technologies for automation and optimisation of technological processes // Education. Science. Production: collection of reports of the XV Inter-national Youth Forum (Belgorod, 23-24 October 2023). Belgorod: Belgorod State Technical University named after V.G. Shukhov, 2023. С. 111-113.

10. Zhadaev, D.S. Features of neural network analysis of students' training level in the process of adaptive testing of their professional competencies [Text] / D.S. Zhadaev, A.A. Kuzmenko, V.V. Spasennikov // Bulletin of Bryansk