

УДК 004.9

DOI: 10.22213/2410-9304-2024-2-19-25

Автоматический поиск решения в информационно-управляющей системе для контроля состояния производственной среды

Ю. С. Шевнина, кандидат технических наук, доцент,
Национальный исследовательский университет «МИЭТ», Москва, Россия

В статье представлен способ контроля и управления состоянием производственной среды на основе информационно-управляющей системы с модулем автоматического поиска решения с применением гибридной нейронной сети. Объектом исследования является состояние производственной среды. Контроль и управление осуществляется на основе прогнозирования изменения состояния среды с учетом взаимозависимости измеряемых параметров. При таком способе контроля и управления, кроме задачи регулирования значения управляемого параметра, накладывается дополнительная задача автоматического составления программы управления в зависимости от внешних параметров. Для этого в замкнутый контур управления устанавливается устройство автоматического поиска решения с программным обеспечением на основе нейронных сетей. Данное устройство производит анализ множества параметров производственной среды и подает в устройство управления требуемое значение управляемого параметра. Для анализа зависимостей между параметрами и прогнозирования состояния производственной среды используется нейронная сеть, веса и смещения которой рассчитаны с использованием алгоритма гармонического поиска, обучение проводилось с алгоритмом градиентного спуска. Для оценки точности и стабильности работы автоматического поиска решений в информационно-управляющей системе для контроля состояния производственной среды проведен эксперимент, результаты которого позволили получить параметры гибридной модели. Дальнейшее исследование полученных параметров показало, что ее использование в контуре управления информационной системы контроля состояния производственной среды позволяет обеспечить качественный и стабильный прогноз изменения состояния производственной среды. Предложенный способ позволил получить стабильную работу информационно-управляющей системы контроля состояния производственной среды и поддержание управляемых параметров в пределах допустимого диапазона.

Ключевые слова: автоматический поиск решений, информационно-управляющая система, контроль состояния производственной среды, управление состоянием.

Введение

В настоящее время с учетом возрастающих требований к производственному процессу в различных предметных областях контроль и управление состоянием производственной среды являются критически важными аспектами для обеспечения безопасности, эффективности и устойчивости производственных процессов. В современном мире, где растет конкуренция, повышаются требования к экологической устойчивости и безопасности производства, а также увеличивается сложность технологических процессов, контроль и управление состоянием производственной среды становятся более актуальными, чем когда-либо [1–3]. Таким образом, целью настоящего исследования является разработка эффективного способа контроля и управления состоянием производственной среды на основе автоматического поиска решения.

Обеспечение безопасности работников, оборудования и окружающей среды является приоритетной задачей для любого предприятия. Контроль производственной среды помогает предотвратить аварии, уменьшить риск травм и минимизировать воздействие на окружающую

среду. Кроме того, управление состоянием производственной среды позволяет оптимизировать использование ресурсов, повысить производительность оборудования и процессов, а также сократить издержки. Контролирование состояния производственной среды позволяет предотвращать возможные проблемы в работе оборудования, что способствует устойчивости производственных процессов и предотвращает простои [4].

Целесообразно использовать автоматизированные методы контроля и управления производственной среды. Для этой цели на предприятиях применяется информационно-управляющая система для контроля состояния производственной среды (ИУС СПС). Использование ИУС позволяет не только управлять параметрами производственной среды, но и накапливать результаты наблюдения для последующего анализа и прогнозирования изменений, что особенно важно при принятии управляющих решений и планировании производства [5, 6].

Существующие решения контроля состояния производственной среды, как правило, не учитывают зависимость параметров; например, при изменении влажности помещения меняется

температура, и наоборот. Кроме того, многие решения принимаются в режиме информирования, т. е. выдают сообщение об изменении какого-либо параметра или превышении пороговых значений, что в дальнейшем требует участия оператора для формирования и выполнения управляющего воздействия, а это, в свою очередь, может приводить к браку, нарушению техники безопасности, несоблюдению внешних условий производства и его остановке. Все это является причиной проблемной ситуации, состоящей в отсутствии способов контроля и управления состоянием производственной среды в автоматическом режиме с высокой точностью и с учетом нелинейных взаимозависимостей между параметрами [7, 8].

Контроль и управление состоянием производственной среды

Управляемый параметр – параметр производственной среды, который может быть изменен в режиме реального времени наиболее доступным способом.

Наиболее эффективным решением для ИУССПС является выбор такой схемы управления, при которой значение управляемого параметра изменяется на основе результатов прогнозирования с учетом изменяющихся внешних параметров. Таким образом, кроме задачи автоматического выдерживания значения управляемого параметра накладывается дополнительная задача автоматического составления программы управления в зависимости от внешних параметров. В настоящее время для решения данной задачи широкое распространение получило применение нейронных сетей [9, 10].

Для этого в замкнутый контур управления поместим устройство автоматического поиска решения с программным обеспечением на основе нейронных сетей (рис. 1). Данное устройство производит анализ множества параметров производственной среды и подает в устройство управления требуемое значение управляемого параметра x_0 , так, чтобы параметр производственной среды $z_i(x_0)$ получил допустимое среднее значение (между минимально и максимально допустимыми значениями). Например, параметр $z_i(x_0)$ может быть влажностью помещения, величиной расхода материалов и т. п. Тогда устройство автоматического поиска решения выдает такое требуемое значение управляемого параметра x_0 , которое дает, соответственно, среднее значение допустимой влажности помещения или величину среднего допустимого расхода материала [11].

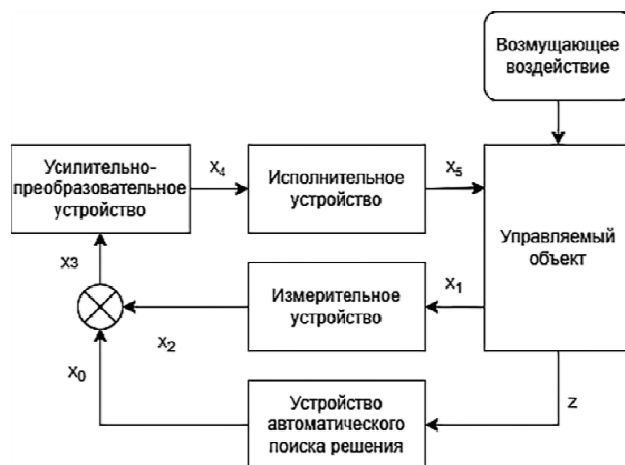


Рис. 1. Схема контура управления состоянием производственной среды

Fig. 1. Diagram of the control loop for the state of the production environment

При этом как сама величина допустимого среднего значения параметра z_i , так и соответствующее ему значение x_0 могут существенно меняться в зависимости от внешних условий работы управляемого объекта. Устройство автоматического поиска решений должно всегда находить допустимое среднее независимо от причин, вызывающих его смещение в процессе работы управляемого объекта.

При построении описанного выше контура управления функции автоматического поиска x_0 и измерения фактического значения x_1 управляемого параметра разделены.

Однако в некоторых случаях возможно объединение данных функций в одном приборе, в результате чего устройство автоматического поиска решений выдает не x_0 , а непосредственно разностный сигнал на усилитель x_3 , пропорциональный отклонению фактического значения регулируемой величины от требуемого для обеспечения экстремума того или иного параметра производственной среды.

Принципы действия устройства автоматического поиска решений в ИУС СПС заключаются в анализе измеренных значений параметров производственной среды, прогнозировании изменения значения управляемого параметра, анализе данного изменения и формировании управляющего воздействия для корректировки значения управляемого параметра.

В настоящее время модели искусственных нейронных сетей широко используются в информационно-управляющих системах. Управление осуществляется на основе прогнозного

значения регулируемых параметров. Известно, что при произвольно выбранных начальных весах и смещениях нейронная сеть не может получить требуемый результат с достаточной точностью. Для этого в процессе обучения веса и смещения постоянно изменяются таким образом, чтобы разница между данными на выходе и итоговым значением была небольшой.

Для реализации автоматического поиска решений в ИУС СПС для нахождения оптимальных начальных весов нейронной сети предлагается использовать алгоритм гармонического поиска, относящийся к метаэвристическим алгоритмам оптимизации, поскольку в данном алгоритме используется интенсификация, способствующая ускорению сходимости за счет использования в процессе поиска прошлых результатов [12, 13].

Определение весов гибридной нейронной сети с использованием алгоритма гармонического поиска

Алгоритм гармонического поиска состоит из следующих пяти этапов.

Этап 1. Инициализация параметров алгоритма.

В общем виде задача глобальной оптимизации может быть записана как:

$$\begin{cases} f(x) \rightarrow \min, \\ x_i \in X_i, i = 1, 2, \dots, N, \end{cases} \quad (1)$$

где $f(x)$ – целевая функция; x – множество переменных решения; X_i – множество возможных диапазонов значений каждой переменной решения, которое можно обозначить как $X_i = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(K)\}$ для дискретных переменных решения, соответствующих $x_i(1) < x_i(2) < \dots < x_i(K)$, или для непрерывных переменных решения.

Кроме того, существуют параметры алгоритма гармонического поиска, необходимые для решения оптимизационных задач: объем памяти гармонии (HMS , количество векторов решений), скорость считывания гармонической памяти ($HMCR$), точность коррекции высоты тона (PAR) и критерий завершения (максимальное количество попыток). $HMCR$ и PAR – параметры, используемые для оптимизации вектора решения [14].

Этап 2. Инициализация гармонической памяти.

Матрица гармонической памяти (HM) состоит из случайного количества векторов решений, соответствующего объему HM .

Они хранятся вместе со значениями целевой функции $f(x)$ в порядке возрастания:

$$HM = \begin{bmatrix} x^1 \\ x^2 \\ \vdots \\ x^{HMS} \end{bmatrix} \quad (2)$$

Этап 3. Создание новой гармонии на основе HM .

Новый гармонический вектор $x' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_N)$ формируется из HM на основе заданных $HMCR$, PAR и случайной выборки. Например, значение первой переменной принятия решения x'_1 для нового вектора может быть выбрано из любого значения в заданном диапазоне HM $x_1^1 \sim x_1^{HMS}$. Аналогично определяются значения других переменных. Параметр $HMCR$, изменяющийся в пределах от 0 до 1, позволяет выбрать новое значение из HM следующим образом:

$$x'_i \leftarrow \begin{cases} x'_i \in \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{HMS}\} & \text{с вероятностью } HMCR, \\ x'_i \in X_i & \text{с вероятностью } 1 - HMCR. \end{cases} \quad (3)$$

$HMCR$ – это вероятность выбора одного значения из архивных значений в HM , величина $1 - HMCR$ – вероятность случайного выбора одного значения из возможного диапазона значений. Данный процесс аналогичен мутации в генетических алгоритмах. Например, если $HMCR = 0,95$, то алгоритм гармонического поиска с вероятностью 95 % выберет значение переменной решения из HM , включающего архивные значения. В противном случае, с вероятностью 5 %, он выберет значение из всего возможного диапазона.

При низком коэффициенте учета памяти выбирается лишь несколько наилучших гармонических значений, и алгоритм может работать слишком медленно. Если этот показатель близок к 1, то используется большая часть частот в гармонической памяти, а остальные не используются должным образом, что приводит к неудачным решениям. Поэтому обычно рекомендуется определять значение $HMCR = 0,7 \sim 0,95$.

Кроме того, алгоритм гармонического поиска рассматривает каждый компонент нового гармонического вектора $x' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_N)$ с целью необходимости его корректировки в соответствии с высотой тона. В данном случае параметр PAR , задающий вероятность настройки на отклонение от HM , используется следующим образом:

$$x'_i \leftarrow \begin{cases} 1 & \text{с вероятностью } PAR, \\ 0 & \text{с вероятностью } 1 - PAR. \end{cases} \quad (4)$$

Процесс корректировки тона осуществляется только после выбора значения из *HM*. Величина $(1 - PAR)$ – это вероятность бездействия. Если значение $PAR = 0,1$, то алгоритм примет следующее значение с вероятностью $0,1 \times HMCR$. Например, если решение для x'_i в процессе корректировки тона равно 1 и x'_i принимается за $x_i(k)$, $k \in X_i$, то корректируемое по тону значение $x_i(k)$ изменяется на

$$\begin{aligned} x'_i &\leftarrow x_i(k + m) \text{ для дискретной переменной,} \\ x'_i &\leftarrow x'_i + \alpha \text{ для непрерывной переменной,} \end{aligned} \quad (5)$$

где m – индекс соседства, $m \in \{\dots, -2, -1, 1, 2, \dots\}$, α – значение $bw \times u(-1,1)$, bw – произвольно выбранная ширина полосы или ширина интервала непрерывных переменных, $u(-1,1)$ – случайное число из диапазона $[-1,1]$. Если скорость корректировки тона очень мала, то время работы алгоритма гармонического поиска возрастает. Напротив, если тон сильно завышен, то это может привести к рассеянию решения вокруг некоторого оптимального решения. Таким образом, в большинстве случаев используется значение $PAR = 0,1 \sim 0,5$. Параметры *HMCR* и *PAR* помогают алгоритму гармонического поиска осуществлять глобальный и локальный поиск наилучших весов и смещений.

Этап 4. Оценка новой гармоничности и обновление *HM*.

Оценка новой гармоничности означает, что новая гармоничность (или вектор решения) используется в целевой функции и полученное значение сравнивается с вектором решения в существующем *HM*. Если новый гармонический вектор обеспечивает лучшую производительность, чем наихудшая гармоническая модель в *HM*, оцененная с точки зрения значения целевой функции, то новая гармония будет внесена в гармоническую память, а существующая наиболее худшая гармония будет исключена из гармонической памяти. В данном исследовании функция среднеквадратичной ошибки используется в качестве целевой функции как для оптимизации гармонического поиска, так и для обучения нейронной сети [15].

Этап 5. Повторение этапов 3 и 4 до тех пор, пока не будет удовлетворен критерий завершения.

На данном этапе производится проверка критерия завершения. Исходные значения весов, оптимизированные алгоритмом гармонического поиска, далее обучаются с помощью алгоритма градиентного спуска (рис. 2).

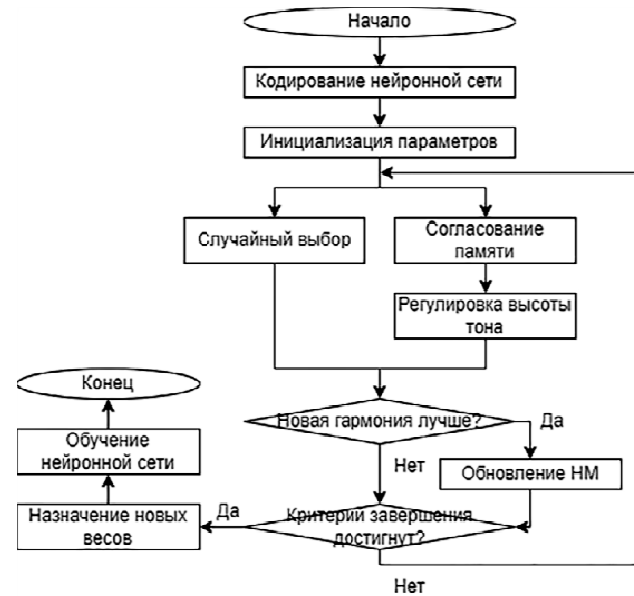


Рис. 2. Алгоритм получения гибридной нейронной сети

Fig. 2. Algorithm for obtaining a hybrid neural network

Полученная таким образом гибридная модель нейронной сети используется в ИУС СПС для автоматического поиска решений.

Оценка точности автоматического поиска решений в ИУС СПС

Для оценки точности и стабильности работы автоматического поиска решений в ИУС СПС проведен эксперимент, в результате которого модель нейронной сети запускалась 50 раз, после чего проведен статистический анализ результатов моделирования.

Каждое из значений *HMCR* и *PAR* алгоритма гармонического поиска определено таким образом, чтобы оно варьировалось от 0,1 до 0,9 с интервалом 0,2; таким образом, всего было протестировано 25 моделей гибридной нейронной сети. Модели использовались для контроля состояния производственной среды предприятия микроэлектроники. Для обучения и тестирования моделей использовались результаты 579 наблюдений.

Для оценки эффективности моделей применялись коэффициент корреляции r и индекс согласованности I_a между выходными значениями моделей и целевыми значениями 479 тестовых данных.

В таблице представлено максимальное значение коэффициента корреляции среди 50 циклов работы модели.

Значение коэффициента корреляции

Correlation coefficient value

HMCR / PAR	0,1	0,3	0,5	0,7	0,9
0,1	0,957	0,971	0,961	0,973	0,964
0,3	0,959	0,967	0,970	0,972	0,960
0,5	0,961	0,954	0,961	0,957	0,968
0,7	0,968	0,973	0,959	0,967	0,970
0,9	0,971	0,970	0,972	0,970	0,960

Поскольку коэффициент корреляции позволяет оценить линейность между наблюдениями и прогнозом, но не их согласованность, для оценки точности дополнительно использовался индекс согласованности:

$$I_a = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (p_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^N [|p_i - \bar{o}| + |o_i - \bar{o}|]^2}, \quad (6)$$

где p_i и o_i обозначают прогнозируемые и наблюдаемые переменные, а \bar{o} – среднее значение наблюдаемых переменных. Значения I_a находятся в диапазоне от 0 до 1, где 1 означает абсолютную согласованность наблюдений и прогнозов, а 0 – полную несогласованность.

Статистическими параметрами, используемыми для измерения прогнозирующей способности и устойчивости моделей, являются среднее значение, стандартное отклонение и минимальное значение I_a . Чем больше среднее значение, тем лучше общая прогностическая способность модели.

Чем меньше стандартное отклонение, тем выше стабильность работы модели, т. е. тем меньше разброс между результатами различных циклов работы модели. Соответственно, чем больше минимальное значение I_a , тем больше нижний предел прогностической способности модели. Таким образом, высокое среднее значение и высокое минимальное значение I_a свидетельствуют о высокой прогностической способности модели. С другой стороны, незначительное среднее отклонение свидетельствует о стабильности работы модели.

Статистические параметры для индекса согласованности: среднее значение – 0,948; стандартное отклонение – 0,021; минимальное значение – 0,889; максимальное значение 0,987.

Кроме того, в результате эксперимента установлено, что гибридная модель обеспечивает наиболее высокую прогностическую способ-

ность и стабильность работы при $HMCR=0,7$ и $PAR=0,5$ или $HMCR=0,9$ и $PAR=0,1$.

Таким образом, сравнение статистических параметров гибридной модели показало, что ее использование в контуре управления ИУС СПС с соответствующими значениями $HMCR / PAR$ позволяет обеспечить качественный и стабильный прогноз изменения состояния производственной среды и может быть использовано в модуле автоматического поиска решений. В частности, незначительное стандартное отклонение гибридной модели свидетельствует о том, что модель отлично справляется с поиском глобального минимума функции ошибки.

Заключение

Предлагаемый авторами статьи подход к контролю и управлению состоянием производственной среды с использованием автоматического поиска решения позволяет учитывать нелинейные зависимости измеряемых параметров. Для этого в состав ИУС СПС включен модуль автоматического поиска решения на основе гибридной нейронной сети. При разработке модели нейронной сети для подбора весов и смещений использовался алгоритм гармонического поиска, а для обучения – алгоритм градиентного спуска. Такой подход позволил получить на сравнительно небольшом количестве накопленных данных со значениями параметров производственной среды высокую точность прогнозирования. Практическое использование предлагаемого модуля автоматического поиска решения в составе ИУС СПС обеспечило высокую стабильность работы и поддержание параметров в допустимом диапазоне.

Библиографические ссылки

1. Круглов М. Г., Юрин Д. С. Контроль качества в современных условиях // Известия ТулГУ. Технические науки. 2023. № 7. С. 193–199.
2. Прыткова Е. А., Давыдов В. М. Анализ применения иерархических нейросетевых методов в контроле качества // Вестник МГТУ им. Г. И. Носова. 2023. № 1. С. 74–81.
3. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления : учебник / под ред. Н. Д. Егупова, изд. 2-е. М. : Изд-во МГТУ им. Баумана, 2022, 744 с.
4. Шевнина Ю. С. Метод оценки состояния нелинейной системы на основе логического анализа данных // Известия вузов. Электроника. 2022. Т. 27, № 3. С. 407–415.
5. Метод кластерного анализа гетерогенных данных с использованием положений нечеткой логики / Ю. С. Шевнина, Л. Г. Гагарина, Е. В. Конюхов, А. Д. Харитоновна // Известия вузов. Электроника. 2023. № 4. С. 445–452.

6. Шерстнев П. А., Литинский Л. В. Настройка структуры искусственной нейронной сети с помощью самоконфигурируемого метода генетического программирования // Актуальные проблемы авиации и космонавтики. 2022. № 2. С. 101–103.

7. Гольдштейн А. Л. Многокритериальный генетический алгоритм // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. 2013. № 8. С. 14–22.

8. Tung The Tran, Khoa Hoang Truong, Dieu Ngoc Vo. Stochastic fractal search algorithm for reconfiguration of distribution networks with distributed generations. *Ain Shams Engineering Journal*, Volume 11, Issue 2, 2020, Pages 389-407, ISSN 2090-4479, <https://doi.org/10.1016/j.asej.2019.08.015>.

9. Sefa Aras, EyüpGedikli, Hamdi Tolga Kahraman. A novel stochastic fractal search algorithm with fitness-Distance balance for global numerical optimization. *Swarm and Evolutionary Computation*, Volume 61, 2021, 100821, ISSN 2210-6502, <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2020.100821>.

10. Xinyuan Liu, Jihua Zhu, Zhongyu Li, Zhiqiang Tian, XiuyiJia, Lei Chen. Unified framework for learning with label distribution. *Information Fusion*, Volume 75, 2021, Pages 116-130, ISSN 1566-2535, <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.04.014>.

11. Кузьмич Р. И., Масич И. С., Ступина А. А. Модели формирования закономерностей в методе логического анализа данных // Системы управления и информационные технологии. 2017. № 1 (67). С. 33–37.

12. Пleshkova Т. С., Становов В. В. Модификация метода генерации нечетких правил для алгоритма машинного обучения на нечеткой логике // Актуальные проблемы авиации и космонавтики. 2022. № 2. С. 65–67.

13. Обухов А. Д. Метод автоматического поиска структуры и параметров нейронных сетей для решения задач обработки информации // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия Математика. Механика. Информатика, Т. 23, № 1. 2023. С. 113–125.

14. Вахнин А. В., Сопов Е. А., Рурич М. А. Гибридный эволюционный алгоритм для решения задач глобальной оптимизации сверхбольшой размерности // Вестник Московского государственного технического университета им. Н. Э. Баумана. Серия «Приборостроение». 2023. № 2 (143). С. 51–73.

15. Рагимов Ш. Р., Мамедов Д. Ф. Экспериментальное исследование процесса управления активных элементов гибких производственных систем в условиях неопределенности // Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г. И. Носова. 2022. Т. 20, № 2. С. 148–160.

References

1. Kruglov M.G., Yurin D.S. [Quality control in modern conditions]. *Izvestija TulGU. Tehnicheskie nauki*. 2023. No. 7. Pp. 193-199 (in Russ.).

2. Prytkova E.A., Davydov V.M. [Analysis of the use of hierarchical neural network methods in quality control]. *Vestnik MGTU im. G. I. Nosova*. 2023. No. 1. Pp. 74-81 (in Russ.).

3. *Metody robustnogo, nejro-nechetkogo i adaptivnogo upravlenija* [Methods of robust, neuro-fuzzy and adaptive control]. Textbook / Ed. N. D. Egupova, ed. 2nd. Moscow: Publishing house of MSTU im. Bauman, 2022, 744 p. (in Russ.).

4. Shevnina Yu.S. [Method for assessing the state of a nonlinear system based on logical data analysis]. *Izvestija vuzov. Jelektronika*. 2022. Vol. 27, no. 3. Pp. 407-415 (in Russ.).

5. Shevnina Yu.S., Gagarina L.G., Konyukhov E.V., Kharitonova A.D. [Method of cluster analysis of heterogeneous data using the provisions of fuzzy logic]. *Izvestija vuzov. Jelektronika*. 2023. No. 4. Pp. 445-452 (in Russ.).

6. Sherstnev P.A., Lipinsky L.V. [Setting up the structure of an artificial neural network using a self-configuring method of genetic programming]. *Aktual'nye problemy aviacii i kosmonavтики*. 2022. No. 2. Pp. 101-103 (in Russ.).

7. Goldstein A.L. [Multicriteria genetic algorithm]. *Vestnik Permskogo nacional'nogo issledovatel'skogo politehnicheskogo universiteta. Jeletrotehnika, informacionnye tehnologii, sistemy upravlenija*. 2013. No. 8. Pp. 14-22 (in Russ.).

8. Tung The Tran, Khoa Hoang Truong, Dieu Ngoc Vo. Stochastic fractal search algorithm for reconfiguration of distribution networks with distributed generations. *Ain Shams Engineering Journal*, Volume 11, Issue 2, 2020, Pages 389-407, ISSN 2090-4479, <https://doi.org/10.1016/j.asej.2019.08.015>.

9. Sefa Aras, Eyüp Gedikli, Hamdi Tolga Kahraman. A novel stochastic fractal search algorithm with fitness-Distance balance for global numerical optimization. *Swarm and Evolutionary Computation*, Volume 61, 2021, 100821, ISSN 2210-6502, <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2020.100821>.

10. Xinyuan Liu, Jihua Zhu, Zhongyu Li, Zhiqiang Tian, XiuyiJia, Lei Chen. Unified framework for learning with label distribution. *Information Fusion*, Volume 75, 2021, Pages 116-130, ISSN 1566-2535, <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.04.014>.

11. Kuzmich R.I., Masich I.S., Stupina A.A. [Models of formation of patterns in the method of logical data analysis] *Sistemy upravlenija i informacionnye tehnologii*. 2017. No. 1. Pp. 33-37 (in Russ.).

12. Pleshkova T.S., Stanovov V.V. [Modification of the method of generating fuzzy rules for a machine learning algorithm based on fuzzy logic]. *Aktual'nye problemy aviacii i kosmonavтики*. No. 2. 2022. Pp. 65-67 (in Russ.).

13. Obukhov A.D. [Method for automatic search for the structure and parameters of neural networks for solving information processing problems]. *Izvestija Saratovskogo universiteta. Novaja serija. Serija Matematika. Mehanika. Informatika*. 2023. Vol. 23. No. 1. Pp. 113-125 (in Russ.).

14. Vakhnin A.V., Sopov E.A., Rurich M.A. [Hybrid evolutionary algorithm for solving global optimization problems of ultra-large dimension]. *Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo tehniceskogo universiteta im. N. Je. Baumana. Serija «Priborostroenie»*. 2023. No. 2. Pp. 51-73 (in Russ.).

15. Ragimov Sh.R., Mamedov D.F. [Experimental study of the control process of active elements of flexible production systems under conditions of uncertainty]. *Vestnik Magnitogorskogo gosudarstvennogo tehniceskogo universiteta im. G. I. Nosova*. 2022. Vol. 20, no. 2. Pp. 148-160 (in Russ.).

* * *

Automatic Search for a Solution in the Information Management System to Monitor the State of the Production Environment

Shevnina Yu. S. , PhD in Engineering, Associate Professor, National Research University of Electronic Technology (MIET), Moscow, Russia

The article presents a method for monitoring and managing the state of a production environment based on an information management system with an automatic solution search module using a hybrid neural network. The object of the study is the state of the production environment. Monitoring and management are carried out on the basis of predicting changes within the environment state, taking into account the interdependence of the measured parameters. In addition to the task of regulating the value of the controlled parameter, there is an additional task of automatically compiling a control program depending on external parameters provided by this method of monitoring and control. To do this, an automatic solution search device with software based on neural networks is installed in a closed control loop. This device analyzes many parameters of the production environment and supplies the control device with the required value of the controlled parameter. To analyze dependencies between parameters and predict the state of the production environment, a neural network is used, the weights and biases of which are calculated using the harmonic search algorithm; training was carried out with the gradient descent algorithm. To assess the accuracy and stability of the automatic search for solutions in the information management system for monitoring the state of the production environment, an experiment was conducted, the results of which made it possible to obtain the parameters of the hybrid model. Further study of the obtained parameters showed that its use in the control loop of the information system for monitoring the state of the production environment makes it possible to provide a high-quality and stable forecast of changes in the state of the production environment. The proposed method made it possible to obtain stable operation of the information and control system for monitoring the state of the production environment and maintaining controlled parameters within the acceptable range.

Keywords: automatic search for solutions, information management system, monitoring the state of the production environment, state management.

Получено: 11.04.24

Образец цитирования

Шевнина Ю. С. Автоматический поиск решения в информационно-управляющей системе для контроля состояния производственной среды // Интеллектуальные системы в производстве. 2024. Т. 22, № 2. С. 19–25. DOI: 10.22213/2410-9304-2024-2-19-25.

For Citation

Shevnina Yu.S. [Automatic search for a solution in the information management system to monitor the state of the production environment]. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*. 2024, vol. 22, no. 2, pp. 19-25 (in Russ.). DOI: 10.22213/2410-9304-2024-2-19-25.