

АЛГОРИТМЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЕСТЕСТВЕННЫХ И ИСКУССТВЕННЫХ ИСТОЧНИКАХ ИЗЛУЧЕНИЯ.

Часть 2. Излучение высококонцентрированными источниками нагрева

Будкин Ю.В., д-р техн. наук, проф., ФГБУ «Институт стандартизации»

Соколов Ю.А., д-р техн. наук, ПАО «Электромеханика»

Фролов В.А., д-р техн. наук, проф., ФГБУ «Институт стандартизации»

Прогнозирование характеристик оборудования высококонцентрированных источников нагрева является неотъемлемой частью проектирования конструкций наукоемкой техники. Для прогнозирования на основе современного моделирования требуются данные об электромеханических и энергетических характеристиках оборудования. В статье предлагается подход к прогнозированию параметров электроннолучевого оборудования на основе ряда стандартных параметров, выбор которых осуществлен с применением алгоритма искусственного интеллекта. Результаты работы могут быть использованы при разработке стандарта на оборудование с высококонцентрированным источником нагрева и технологию обработки изделия с применением алгоритмов искусственного интеллекта.

Ключевые слова: алгоритмы искусственного интеллекта, высококонцентрированный источник нагрева, электронно-лучевое оборудование, электронно-лучевая обработка, стандарт.

ВВЕДЕНИЕ

Дальнейшее развитие судостроения, авиастроения, космической и атомной промышленности предполагает разработку новых производственных систем лазерной сварки, включающих систему технологической подготовки, отдельную единицу или совокупность основного и вспомогательного оборудования, технологический процесс, конечное изделие (сварное соединение). К характерным особенностям производственной системы применения высококонцентрированными источниками нагрева (лазер, электронный пучок) относятся: многокритериальность оценок процессов, разнородность и семиотическая природа информационных связей между подсистемами и элементами; многообразие различных форм связей.

Проектирование производственной системе выполняется на основе методов функционально-структурного анализа (иерархическое разделение системы на функ-

циональные элементы и описание их функций) и синтеза (формирование структуры системы, отражающей конструктивно-функциональные взаимодействия между элементами). Применение контролируемого машинного обучения (искусственные нейронные сети) позволяют поддержать решение оператора:

- о возможном выборе энергетической мощности высококонцентрированного источника нагрева на стадии проектирования производственной системы;
- об исключении ошибок при подборе энергетической мощности высококонцентрированного источника нагрева на стадии эксплуатации производственной системы.

Подходы, основанные на данных, основанные на алгоритмах машинного обучения, стали применяться в материаловедении в последние десятилетия, ускоряя разработку и внедрение новых функциональных производственных систем. Машинное обучение – это отрасль искусствен-

ного интеллекта, которая позволяет нам анализировать большие, «зашумленные» наборы данных, изучать и обнаруживать закономерности данных и корреляции между входными и выходными переменными путем оптимизации выбранной модели машинного обучения.

Применение алгоритмов машинного обучения невозможно без математического моделирования. Результаты, полученные с помощью моделей, являются источником информации, используемой разработчиком при проектировании оборудования высококонцентрированных источников нагрева, технологий, оценке качества и эффективности созданных установок и технологического процесса.

Определены технические требования к отклонению значений физических величин энергетического и электро-механического комплекса оборудования для реализации технологии электронно-лучевой обработки.

1. ДЕКОМПОЗИЦИЯ ФИЗИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Анализ физических процессов, сопровождающих электронно-лучевую обработку изделия, представлен на рис. 1. При решении научных задач, лежащих в основе сварочного производства, актуальна разработка семейства моделей. Сложность математических моделей, необходимость построения многовариантных программных модулей, существенный объем программного кода влияют на организацию производства. При принятии технологических решений возникает необходимость создания гибких средств математического моделирования [1–4].

Для описания физических процессов в рамках единого технологического цикла применения высококонцентрированных источников нагрева используют математические модели, заимствованные из механики, термодинамики, химии и других областей, которые требуют применения различных методов вычислительной математики (рис. 1).

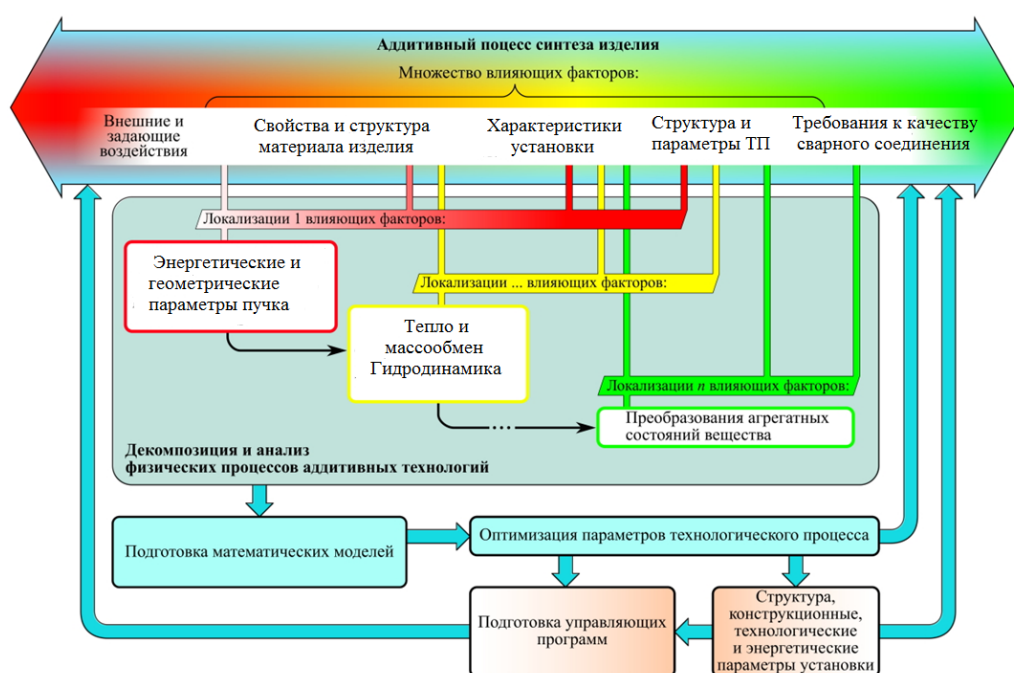


Рис. 1. Декомпозиция физических процесса ЭЛС

Используя методы конечных элементов (FEA), динамики многотельных систем (MBD), вычислительной гидродинамики (CFD), теории взаимодействия жидкости (газа) с конструкцией (FSI), электромагнитного анализа (EMA), автоматизированной оптимизации (CAO) при проектировании производственной системы, можно не только улучшить основные показатели эффективности его работы при обеспечении приемлемой механической надежности, но и проектировать конструкции, практически не нуждающиеся в доработке, что сокращает период ввода изделия в эксплуатацию и повышает его конкурентоспособность [5].

2. ОСОБЕННОСТИ ПРОЕКТИРОВАНИЯ ПРОИЗВОДСТВЕННОЙ СИСТЕМЫ

При проектировании производственной системы электронно-лучевой обработки изделия по модульному принципу предусматривают последовательное представление производственного процесса в виде теоретико-множественных универсальных моделей, которые описывают свойства исходного материала, технологические приемы, схему базирования электронной пушки и изделия, технические параметры оборудования, последовательность

выполнения технологических переходов, технологический режим сварки.

Проектирование производственной системы электронно-лучевой обработки изделия основано на формировании механизма связей проектных решений по модульному принципу, включает следующие этапы:

1. Постановка задачи. Определение функции F_c :

$$F_c(\varphi_c, \varphi_n, \varphi_f) \rightarrow u_{тэ},$$

где

$\varphi_c, \varphi_n, \varphi_f$ – соответственно структурные, параметрические и функциональные связи,

$u_{тэ}$ – параметры технико-экономической эффективности.

2. Проектирование производственной системы определяется двумя правилами: первое связано с построением структуры электронно-лучевой обработки изделия, второе – с установлением соответствия проектного решения заданным параметрам точности и качества обработки. При таком подходе структура производственной системы описывается следующим отображением:

$$\varphi_{on} : (X; Y) \rightarrow Z_i,$$

где φ_{on} – структура производственной системы электронно-лучевой обработки изделия;

X, Y – признаки построения проектного решения производственной системы;

Z_i – проектное решение производственной системы электронно-лучевой обработки изделия.

Таким образом, проектирование производственной системы электронно-лучевого оборудования можно рассматривать на двух уровнях: формирование структуры операции и оптимизации значений параметров процесса электронно-лучевой обработки. Под структурной оптимизацией понимается определение оптимальной структуры операции (выбор кинематической схемы обработки, способа сканирования луча, облегчение условий образования ванны и заварки кратера и др.). Например, изменяя ток в катушках отклоняющей магнитной системы электронной пушки, можно устанавливать луч в любой заданной точке, колебать луч вдоль и поперек стыка, перемещать луч по сложным кривым: кругу, эллипсу, квадрату и т.д.

Параметрическая оптимизация заключается в расчете оптимальных технологических параметров – режимов термической обработки, сварки, плавления и др. Поддержание оптимальных параметров режима обработки и технологических приемов обеспечивает снижение возможности образования дефектов сварных швов: подрезы, трещины кратера, неполное проплавление, поры, несплошности (неоднородности металла).

Принцип оптимальности при проектировании операции электронно-лучевой обработки можно сформулировать следующим образом: определить такие значения вектора искомых параметров X (структура операции, режимы обработки), которые обеспечили бы наибольшую эффективность процесса при выполнении ограничений по точности и качеству изделия.

Операция электронно-лучевой обработки также характеризуется совокупностью рассчитываемых параметров, которые являются функциями искомых параметров, и составляют вектор Y . К составляющим вектора рассчитываемых параметров Y следует отнести скорости нагрева и охлаждения расплавленного металла шва, глубину проплава, ширину шва, температурное поле.

Семейство моделей позволяет рассчитать конструкционные и энергетические параметры установки для реализации технологии ЭЛС, определить технологический режим сварки, подготовить рекомендации по управлению для получения сварного соединения заданного качества. Модули взаимосвязаны и выполняют функцию построения i -ого проектного решения по установленному правилу.

Функционально можно выделить несколько блоков:

$$M = \langle M_1, M_2, M_3, M_4, M_5, \varphi_m \rangle,$$

где M_1 – блок структуры требуемой последовательности решения задачи включает в себя выбор технологических приемов сварки, определение необходимости предварительного прогрева кромок, осцилляции пучка вдоль или поперек стыка, подачи присадочной проволоки;

M_2 – блок расчета технологических режимов характеризуются большим количеством явлений различной физической природы: плавление, кристаллизация, испарение и др.;

M_3 – блок управления установкой – сетевое устройство, подключенное к вычислительной системе и предназначенное для ввода и вывода данных. Команды, принимаемые с устройства ввода терминала (клавиатуры), передаются на управляющее устройство;

M_4 – блок конструктивных, кинематических, энергетических характеристик установки – Средства технологического оснащения, в которых для выполнения определенной части технологического процесса размещают материалы или заготовки, средства воздействия на них, а также технологическая оснастка;

M_5 – блок технической диагностики оборудования – обеспечивает сбор и обработку информации от датчиков. Каждый контролируемый параметр на стадии его определения подвергается стандартной математической обра-

ботке, которая включает: масштабирование измеренных сигналов, контроль достоверности логического анализа значений взаимосвязанных параметров, выбраковку ложных измерений, контроль нарушения заданного диапазона измерения;

φ_M – связи между модулями модели прогнозирования.

В этом исследовании мы предлагаем способ проектирования оборудования и определение его корреляции

с физическими процессами, сопровождающими электронно-лучевую обработку изделия, на основе алгоритмов машинного обучения.

3. ИСКУССТВЕННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ

Искусственная нейронная сеть (artificial neural network, или кратко – NN) обычно состоит из трех типов слоев: входные данные, скрытые слои и выходные данные.

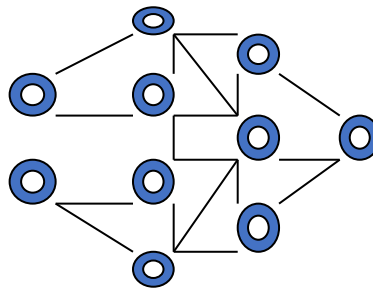


Рис. 2. Пример полностью связанной нейронной сети с двумя входными нейронами (входной слой), семью скрытыми нейронами (два скрытых слоя) и одним выходным нейроном (выходной слой)

В нейронной сети всегда есть один входной и один выходной слой, но количество скрытых слоев может варьироваться. Каждый слой включает нейроны, которые описываются их значениями. Обычно для задач регрессии используются полностью связанные нейронные сети, где каждый нейрон в скрытом и выходном слоях связан со всеми нейронами предыдущего слоя. Значения для каждого нейрона вычисляются путем суммирования значений для всех нейронов из предыдущих слоев, умножения на веса и добавления смещений, которые можно рассматривать как аналог постоянного сдвига в функции.

Эта логика представлена набором прямых линий на рис. 2. Чтобы ввести дополнительную нелинейность в алгоритм, некоторые нелинейные функции активации (обозначаемые как σ) были применены к каждому нейрону в качестве общего веса.

Математическое представление такого алгоритма для вычисления значений нейронов $\alpha_{(n+1)}$ слоя $n+1$ является следующим:

$$\alpha_{(n+1)} = \sigma(W \alpha(n) + b).$$

Параметры, которые нам нужно было найти, используя набор данных входных и выходных значений, были W веса и b смещения. Одним из подходов к этому является метод оптимизации обратного распространения, который итеративно обновляет веса и смещения с использованием алгоритмов на основе градиентного спуска, минимизируя ошибку между прогнозируемыми значениями и значениями из набора данных [6]. В этом исследовании использовалась полностью подключенная нейронная сеть со среднеквадратичной потерей ошибок.

Было протестировано несколько архитектур NN, архитектура с наилучшей производительностью состояла из 2

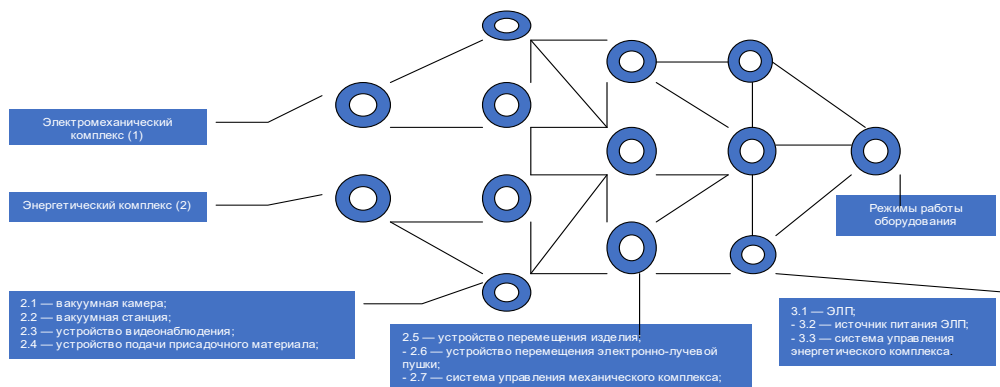


Рис. 3. Нейронная сеть, подключенная к проектированию электронно-лучевого оборудования

нейронов во входном слое, трех скрытых слоев с 4, 3 и 1 нейронами; и 1 нейрона в выходном слое.

После выбора основных характеристик электромеханического и энергетического комплексов были использованы семь входных нейронов с тремя скрытыми слоями (4, 3 и 3 нейрона) и один нейрон в выходном слое. Был использован метод оптимизации Adam [7]. Скорость обучения составила 0,01, а количество эпох – 3000. Модель была реализована в рамках TensorFlow 2.5.

4. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЯ

Установлены технические требования к отклонению значений физических величин (табл. 1 и 2) электроннолучевого оборудования.

Благодаря выбранным свойствам и оптимизированной архитектуре производительность нейронной сети значительно возросла.

В конструкцию оборудования входит система управления (СУ) энергетического и электромеханического комплексов [5, 8]. Программное обеспечение СУ реализует следующие функции (рис. 4):

- чтение трехмерной геометрической модели изделия в форматах CAD – программ;
- расчет режимов обработки спекания/сплавления;
- создание базы данных трехмерной геометрической модели изделия;
- формирование управляющей программы синтеза изделия по слоям;
- подключение установок к компьютерным сетям по протоколу TCP/IP.

Таблица 1

Технические требования к отклонению значений физических величин энергетического комплекса

№	НАИМЕНОВАНИЯ ПАРАМЕТРА	ЗНАЧЕНИЕ
1	Нестабильность тока пучка I в диапазоне 5 – 1000 мА, %, не более	±0,5
2	Пульсации тока пучка I в диапазоне 5 – 1000 мА, %, не более	5
3	Нестабильность ускоряющего напряжения, %, не более	±0,5
4	Пульсации ускоряющего напряжения, %, не более	0,5

Таблица 2

Технические требования к отклонению значений физических величин электромеханического комплекса

№	НАИМЕНОВАНИЯ ПАРАМЕТРА	ЗНАЧЕНИЕ
1	Допустимое отклонение по скорости перемещений, %, не более	2
2	Допустимое отклонение давления в вакуумной камере P_v , мм рт.ст	5 10-5
3	Допустимое отклонение давления в ЭЛУ P_n , мм рт.ст	5 10-5

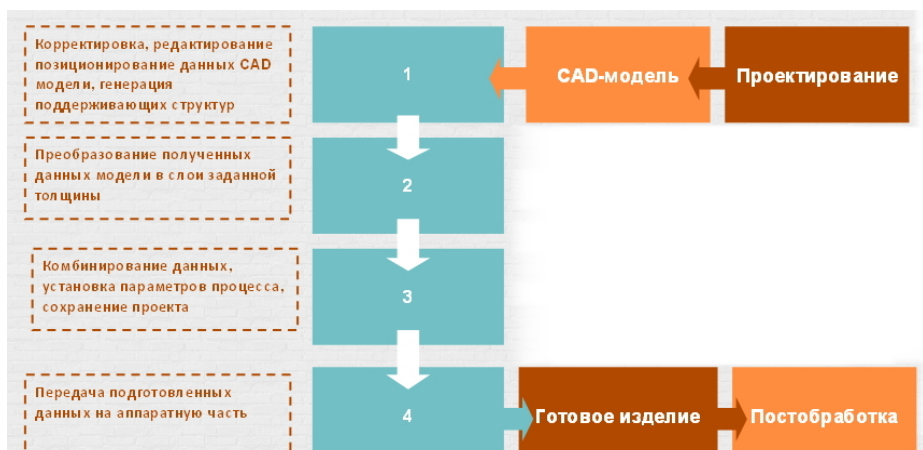


Рис. 4. Алгоритм СУ энергетического и электромеханического комплексов электронно-лучевого оборудования

Система управления обладает высоким уровнем информационной поддержки оператора и технолога (диагностика работы насосов по температуре, контроль давления воды, аварийную звуковую и световую сигнализацию, набор блокировок при некорректных действиях оператора, цифровая и графическая визуализация параметров технологического процесса, перевод установки в безопасное состояние при возникновении внештатных ситуаций).

На рис. 5 представлен человеко-машинный интерфейс (ЧМИ) установки «ЭЛУ 20Р». Управление работой с эле-

ментами окна осуществляется с помощью сенсорного экрана. Программное обеспечение обеспечивает удобный многооконный интерфейс «оператор-система», в котором реализован простой доступ к информации и средствам управления «нажал и смотри» (Click & Play). Основным является окно оперативного управления, позволяющее индицировать состояние механизмов установки, индицировать состояние вакуума от датчиков давления.

Вызвав необходимые окна и разместив их в требуемом порядке, оператор может самостоятельно редактиро-

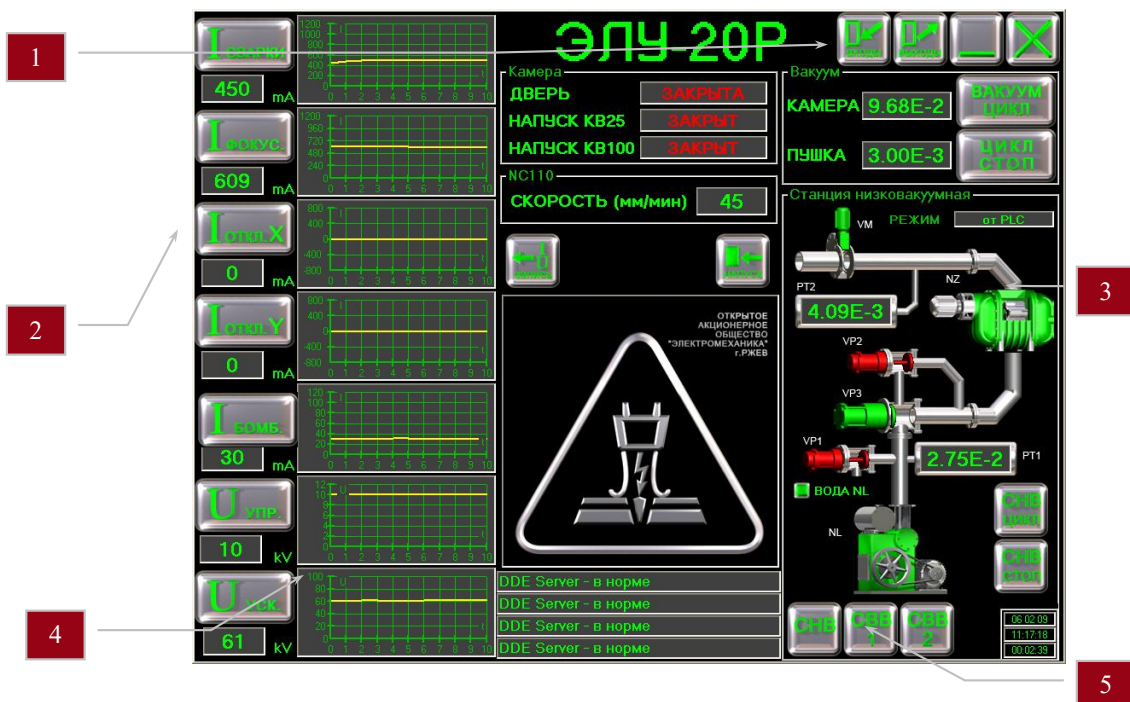


Рис. 5. Основное окно ЧМИ установки «ЭЛУ 20Р»

вать экран для выполнения технологического процесса в наиболее удобном для себя виде. Основное окно программы можно поделить на 5 функционально-информационных зон:

- строка переключения окон (1);
- сектор отображения параметров энергетического комплекса (2);
- сектор отображения состояния вакуумной системы (3);
- сектор графического отображения параметров энергетического комплекса (4);
- строка переключения окон постов вакуумной системы установки (5).

Современная система управления, построенная на алгоритмах искусственного интеллекта, позволяет поддерживать решение оператора:

- о возможном выборе энергетической мощности высококонцентрированного источника нагрева на стадии проектирования производственной системы;
- об исключении ошибок при подборе энергетической мощности высококонцентрированного источника нагрева на стадии эксплуатации производственной системы.

Система управления излучением высококонцентрированного источника нагрева обеспечивает высокий уровень информационной поддержки оператора и технолога (диагностика работы насосов по температуре, контроль воды, аварийную звуковую и световую сигнализацию, набор блокировок при некорректных действиях оператора, цифровая и графическая визуализация параметров технологического процесса, перевод установки в безопасное состояние при возникновении внештатных ситуаций).

Предложенное техническое решение может быть использовано при разработке проекта стандарта в области «Алгоритмы искусственного интеллекта в естественных и искусственных источниках излучения», в части «Излучение высококонцентрированными источниками нагрева».

ВЫВОДЫ

1. Машинное обучение доказало свою способность прогнозировать поведение электромеханического и энергетического комплекса электроннолучевого оборудования в отсутствие информации о технологических режимах, связанных с большим количеством физических явлений.
2. В целом, алгоритмы машинного обучения демонстрируют потенциал для определения того, какие характеристики системы управления в оборудовании с высококонцентрированным источником нагрева наиболее значимые.
3. Общие требования к проектированию системы управления электронно-лучевого оборудования целесообразно использовать при разработке стандарта в области «Алгоритмы искусственного интеллекта в естественных и искусственных источниках излучения» на основе ГОСТ Р 57550–2017 «Технологические комплексы для электронно-лучевой обработки в вакууме. Технические требования».

Список использованных источников и литературы

1. Будкин Ю.В., Фролов В.А., Анисимов Н.Р., Федоров С.А. Алгоритмы искусственного интеллекта в естественных и искусственных источниках излучения. Часть 1. Световое излучение // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2022. № 4 (68). С. 64–72.
2. Гарбук С.В. Метод оценки влияния параметров стандартизации на эффективность создания и применения систем искусственного интеллекта // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2022. № 3 (67). С. 4–14.
3. ГОСТ 33707–2016 (ISO/IEC 2382:2015) Информационные технологии (ИТ). Словарь. – Введ. 2017–09–01. – М.: Стандартинформ, 2016. 206 с.
4. ГОСТ Р 59276–2020 Системы искусственного интеллекта. Способы обеспечения доверия. Общие положения. – Введ. 2021–03–01. – М.: Стандартинформ, 2021. 16 с.
5. Будкин Ю.В., Соколов Ю.А. Селективное электронно-лучевое сплавление: основы разработки оборудования и технологии синтеза изделий // Технология Машиностроения, 2018. № 3. С. 46–49.
6. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. Learning representations by back-propagating errors // Nature. 1986. V. 323. P. 533–536.
7. Kingma D.P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization. In Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations, San Diego, CA, USA, 7–9 May 2015.
8. ГОСТ Р 57550–2017. Технологические комплексы для электронно-лучевой обработки в вакууме. Технические требования. – М.: Стандартинформ, 2020. – 15 с.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE ALGORITHMS IN NATURAL AND ARTIFICIAL SOURCES OF RADIATION.

Part 2. Radiation from highly concentrated heating sources

Budkin Yu.V., Doctor of Engineering Sciences, Professor, FSBI «RSI»

Sokolov Yu.A., Doctor of Engineering Sciences, PJSC Electromechanics

Frolov V.A., Doctor of Engineering Sciences, Professor, FSBI «RSI»

Predicting the characteristics of the equipment of highly concentrated heating sources is an integral part of the design of high technology technology structures. For prediction based on modern simulations, data on the electromechanical and energy characteristics of equipment are required. The article proposes an approach to predicting the parameters of cathode ray equipment based on a number of standard parameters, the choice of which was made using an artificial intelligence algorithm. The results of the work can be used in the development of a standard for equipment with a highly concentrated heating source and a product processing technology using artificial intelligence algorithms.

Keywords: artificial intelligence algorithms, highly concentrated heating source, electron beam equipment, electron beam processing, standard.

References

1. Budkin Yu.V., Frolov V.A., Anisimov N.R., Fedorov S.A. Algorithms of artificial intelligence in natural and artificial sources of radiation. Part 1. light radiation // Information and economic aspects of standardization and technical regulation. 2022. No. 4 (68). Pp. 64–72.
2. Garbuk S.V. Method for assessing the impact of standardization parameters on the effectiveness of the creation and application of artificial intelligence systems // Information and economic aspects of standardization and technical regulation. 2022. No. 3(67). Pp. 4–14.
3. GOST 33707–2016 (ISO/IEC 2382:2015) Information technology (IT). Dictionary. – Input. 2017–09–01. – M.: Standartinform, 2016. 206 p.
4. GOST R 59276–2020 Artificial intelligence systems. Ways to ensure trust. General provisions. – Input. 2021–03–01. – M.: Standartinform, 2021. 16 p.
5. Budkin Yu.V., Sokolov Yu.A. Selective electron beam fusion: fundamentals of equipment development and product synthesis technology // Technology of Mashinostroeniya, 2018. No. 03, pp. 46–49.
6. Rumelhart, D.E.; Hinton, G.E.; Williams, R.J. Learning representations by back-propagating errors. Nature 1986, 323, 533–536.
7. Kingma, D.P.; Ba, J. Adam: A Method for Stochastic Optimization. In Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations, San Diego, CA, USA, 7–9 May 2015.
8. GOST R 57550–2017 “Technological complexes for electron beam processing in vacuum. Technical requirements” – M.: Standartinform, 2020. 15 p.