

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ДЛЯ ЭЛЕКТРОННО-ЛУЧЕВОЙ СВАРКИ

В.С. Тынченко, С.О. Курашкин, И.А. Головенко (СибГУ и.м. М.Ф. Решетова)

Описывается разработка системы поддержки принятия технологических решений для процесса электронно-лучевой сварки. Целью исследования является применение и исследование моделей машинного обучения, предназначенных для предсказания параметров технологического процесса электронно-лучевой сварки. Предложенный в данной работе подход реализован в рамках автоматизированной системы, эффективность применения которой была проанализирована при проведении экспериментальных исследований по настройке технологических параметров процесса электронно-лучевой сварки тонкостенных конструкций из титанового сплава BT-14¹.

Ключевые слова: электронно-лучевая сварка, технологический процесс, автоматизированное рабочее место, поддержка принятия решений, прогнозирование, регрессия, машинное обучение.

Введение

Электронно-лучевая сварка (ЭЛС) используется в основных отраслях промышленности 30 стран мира для получения высококачественных неразъемных (сварных) соединений. Ее применяют в тех случаях, когда другие виды сварки не могут обеспечить требуемого качества сварки [1]. Зачастую большинство дефектов в процессе электронно-лучевой сварки возникают в следствии неверно выбранных параметров технологического процесса [2]. При этом для устранения таких дефектов технологом проводится серия натурных экспериментов с целью отработки технологических параметров. Однако при вводе в производственный цикл нового изделия с требуемыми характеристиками сварного шва (глубина и ширина шва), отличающимися от характеристик в уже отработанных технологических процессах, специалисту требуется проводить новую серию натурных экспериментов по поиску эффективных значений технологических параметров процесса ЭЛС [3].

Для того чтобы осуществить поддержку принятия технологических решений, авторами предлагается исследовать модели машинного обучения, предназначенные для предсказания параметров технологического процесса электронно-лучевой сварки и основанные на применении разных видов моделей регрессий, а именно: Ridge (простая линейная модель с коэффициентами w) [4,5], Random Forest Regressor (RFR — ансамбль «Случайный лес») [6,7], Gradient Boosting Regressor (GBR — градиентный бустинг) [8,9].

Регрессионный анализ — набор статистических

методов исследования влияния одной или нескольких независимых переменных x_1, x_2, \dots, x_n на зависимую переменную Y . Он позволяет установить аналитическую зависимость, показывающую, как изменяется среднее значение результативного признака под влиянием одной или нескольких независимых величин [10].

В данной работе рассмотрены и реализованы модели машинного обучения для задач регрессии, благодаря которым становится возможным построение аппроксимированных зависимостей, которые позволяют технологам более осознано подходить к вопросам выбора как диапазона варьируемых параметров для исследований в новых технологических режимах, так и для поднятия качества в уже отработанных процессах.

Математическое обеспечение системы поддержки принятия технологических решений

Постановка задачи поддержки принятия технологических решений

Задача поддержки принятия технологических решений по настройке процесса ЭЛС может быть сформулирована как задача регрессии в следующем виде: требуется найти математическую закономерность между параметрами технического процесса: ток сварки (IW), ток фокусировки электронного пучка (IF), скорость сварки (VW), расстояние от поверхности образцов до электронно-оптической системы (FP), — и размерами полученного сварочного шва: глубина шва (Depth), ширина шва (Width) [4–6].

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ, Правительства Красноярского края и Краевого фонда науки в рамках научного проекта № 20-48-242917 «Модели и методы управления процессом электронно-лучевой сварки тонкостенных конструкций».

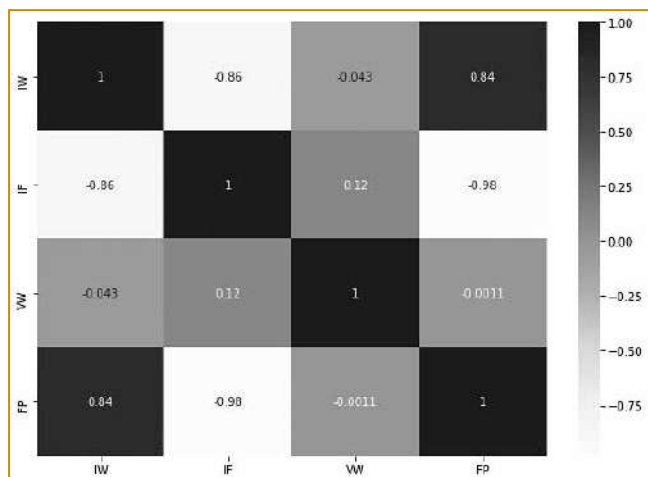


Рис. 1. Корреляционная матрица параметров ЭЛС

Имеется:

1. Набор данных: $L = \{x_{iw}, x_{if}, x_{vw}, x_{fp}, y_{depth}, y_{width}\}^n$, где n — число экспериментов; x_{iw} — ток сварки, мА; x_{if} — ток фокусировки, мА; x_{vw} — скорость сварки, об/мин; x_{fp} — расстояние до электронно-оптической системы (ЭОС), мм; y_{depth} — глубина сварочного шва; y_{width} — ширина сварочного шва; Q — множество положительных рациональных чисел.

2. Модель $f(X)$, которая предсказывает значения для каждого объекта, где x — параметры технического процесса.

Исходные данные

В качестве исходных данных были взяты результаты экспериментов, проводимых в целях улучшения технологического процесса ЭЛС изделия, сборка которого состоит из двух частей разнородного материала.

Установка ЭЛС, на которой проводились исследования, предназначена для сварки электронным лучом в глубоком вакууме сборочных единиц из титанового сплава. Имеющаяся установка ЭЛС обеспечивает повторяемость режимов в рамках возможностей имеющейся системы управления.

Работы по сварке выполнялись на образцах-имитаторах, соответствующих технологическому изделию. Для уменьшения вложения энергии при сварке снижалась величина сварочного тока, увеличивался ток фокусировки электронного пучка, увеличивалась скорость сварки и изменялось расстояние от поверхности образцов до электронно-оптической системы. По совокупности параметров технологических режимов обеспечивались минимально

возможные размеры сварных швов: глубина провара (Depth), ширина шва (Width).

В процессе выполнения работ были проведены 72 эксперимента. Результаты металлографического контроля по размерам сварочного шва для каждого образца, проводились в четырех поперечных сечениях сварочного шва. Ускоряющее напряжение было постоянным — 19,8...20 кВ.

Анализ набора исходных данных

На первоначальном этапе был проведен анализ набора исходных данных и составлена корреляционная матрица для параметров технологического процесса электронно-лучевой сварки, изображенная на рис. 1.

Исходя из значений парных коэффициентов корреляции, сделаем следующие выводы:

- IW и IF имеют высокую степень обратной корреляционной связи (-0,86);
- IW и FP имеют высокую степень прямой корреляционной связи (0,84);
- IF и FP имеют очень высокую степень обратной корреляционной связи (-0,98).

Степень корреляционной зависимости в остальных парах факторов является слабой или очень слабой.

Таким образом, вследствие того, что ряд параметров технологического процесса обладает высокой корреляционной зависимостью, применение метода наименьших квадратов (МНК) осложняется неустойчивостью оценок коэффициентов многомерной линейной регрессии. Соответственно, МНК в своём исходном виде слабо применим для поставленной задачи построения модели технологического процесса электронно-лучевой сварки. Для улучшения обусловленности и уменьшения дисперсии оценок применялась модификация МНК с регуляризацией L2 — гребневая регрессия (Ridge).

Кроме гребневой регрессии в настоящей работе было проведено исследование эффективности применения еще двух наиболее популярных алгоритмов:

- случайный лес (Random Forest Regressor — RFR);
- градиентный бустинг над решающими деревьями (Gradient Boosting Regressor — GBR).

Моделирование и оценка результатов

Для оценки качества модели $f(X)$ в исследовании использовались следующие метрики:

- средняя абсолютная ошибка (MAE);
- коэффициент детерминации $R^2(R2)$.

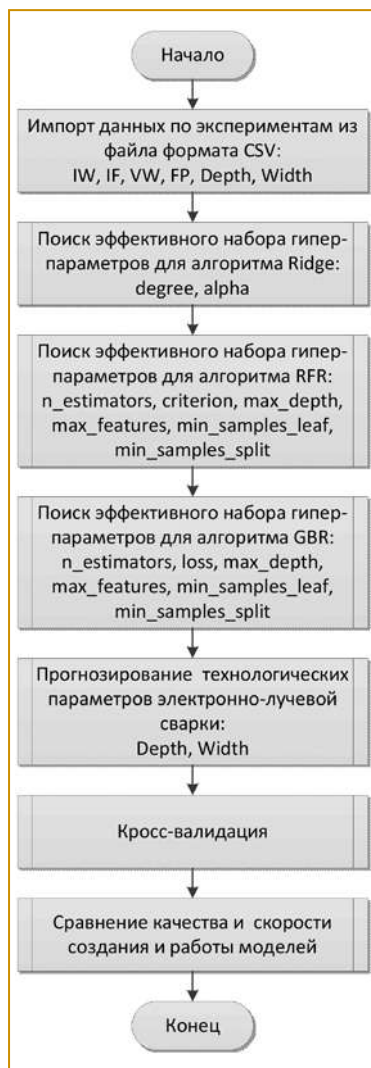


Рис. 2. Схема проведения экспериментальных исследований по оценке эффективности моделей

Таблица 1. Оценки качества моделей для процесса ЭЛС

Модель	Оценка R2 модели на полном наборе данных	Оценка R2 модели при тестировании cv_score	Оценка MAE модели на полном наборе данных	Оценка MAE модели при тестировании cv_score
Ridge Depth	0,93	0,89	0,045	0,055
Ridge Width	0,98	0,97	0,031	0,037
RFR Depth	0,93	0,89	0,043	0,055
RFR Width	0,97	0,96	0,033	0,044
GBR Depth	0,93	0,90	0,043	0,044
GBR Width	0,97	0,96	0,031	0,040

На этапе моделирования технологического процесса ЭЛС были подобраны оптимальные гипер-параметры моделей машинного обучения Ridge, RFR и GBR, а также получены оценки качества обученных моделей в соответствии с блок-схемой эксперимента (рис. 2).

На рис. 2 приняты следующие обозначения.

1) Основные гипер-параметры для модели Ridge:

а) degree — степень полинома;

б) alpha — сила регуляризации.

2) Основные гипер-параметры для модели RFR:

а) n_estimators — число деревьев в "лесу";

б) criterion — функция, которая измеряет качество разбиения ветки дерева (MSE, MAE);

в) max_depth — максимальная глубина дерева;

г) max_features — число признаков, по которым ищется разбиение;

д) min_samples_leaf — минимальное число объектов в листе;

е) min_samples_split — минимальное число объектов, необходимое для разделения внутреннего узла дерева.

3) Основные гипер-параметры для модели GBR:

а) n_estimators — число этапов повышения градиента (число используемых слабых деревьев решений);

б) loss — функция потерь для оптимизации. (MSE, MAE);

в) max_depth — максимальная глубина каждого дерева решений;

г) max_features — число признаков, по которым ищется разбиение;

д) min_samples_split — минимальное число объектов, необходимое для разделения внутреннего узла дерева;

е) min_samples_leaf — минимальное число объектов в листе.

Оценки качества моделей представлены в табл. 1.

Под тестированием cv_score понимается оценка точности предсказания модели с применением перекрестной проверки (cross-validation). Число блоков в перекрестной проверке — 5 ед.

Для повышения точности проверки выполняется следующий алгоритм.

1) Установить $i = 1$.

2) Случайным образом перетасовать набор данных DS_i .

3) Рассчитать оценку S_i для набора данных DS_i с применением функции cross_val_score из пакета scikit-learn.

4) Рассчитать итоговую оценку $S_i^{cv_score} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^i S_j$.

5) Проверить выполнение неравенства $0,9 \leq \frac{S_i^{cv_score}}{S_i^{cv_score}} \leq 1,1$.

а. Если неравенство выполняется, то значение оценки равно $S_i^{cv_score}$. Расчет закончить.

б. Если неравенство не выполняется, то установить $i = i + 1$ и перейти к шагу 2.

Все модели успешно справились с поставленной задачей, получив точность прогнозирования не ниже 89%. При сопоставимом качестве решения задачи моделирования метод Ridge является наименее ресурсоемким — для расчетов требуется меньше вычислительных затрат. Вследствие этого ридж-регрессия была выбрана для реализации математического обеспечения системы поддержки принятия технологических решений для процесса электронно-лучевой сварки [5–7].

По результатам экспериментальных исследований было выявлено, что модель, полученная с применением ридж-регрессии на основе исходных данных, представленных в разделе 1.2, для описания зависимости глубины шва ($fdepth(X)$) от входных параметров имеет степень полинома 2 и степень регуляризации 10^{-5} :

$$f_{depth}(X) = w_0 + w_1x_{iw} + w_2x_{if} + w_3x_{vw} + w_4x_{fp} + w_{11}x_{iw}^2 + w_{12}x_{iw}x_{if} + w_{13}x_{iw}x_{vw} + w_{14}x_{iw}x_{fp} + w_{22}x_{if}^2 + w_{23}x_{if}x_{vw} + w_{24}x_{if}x_{fp} + w_{33}x_{vw}^2 + w_{34}x_{vw}x_{fp} + w_{44}x_{fp}^2 \quad (1)$$

Для моделирования ширины шва ($fwidth(X)$) наилучшие результаты показал полином 3-ей степени и регуляризация 10^{-4} :

$$f_{width}(X) = w_0 + w_1x_{iw} + w_2x_{if} + w_3x_{vw} + w_4x_{fp} + w_{111}x_{iw}^3 + w_{112}x_{iw}^2x_{if} + w_{113}x_{iw}^2x_{vw} + w_{114}x_{iw}^2x_{fp} + w_{122}x_{iw}x_{if}^2 + w_{123}x_{iw}x_{if}x_{vw} + w_{124}x_{iw}x_{if}x_{fp} + w_{133}x_{iw}x_{vw}^2 + w_{134}x_{iw}x_{vw}x_{fp} + w_{144}x_{iw}x_{fp}^2 + w_{222}x_{if}^3 + w_{223}x_{if}^2x_{vw} + w_{224}x_{if}^2x_{fp} + w_{233}x_{if}x_{vw}^2 + w_{234}x_{if}x_{vw}x_{fp} + w_{244}x_{if}x_{fp}^2 + w_{333}x_{vw}^3 + w_{334}x_{vw}^2x_{fp} + w_{344}x_{vw}x_{fp}^2 + w_{444}x_{fp}^3 \quad (2)$$

Проектирование программного обеспечения

На основании экспериментальных исследований эффективности методов анализа данных в качестве модели прогнозирования в данной программе была использована Ridge как самая быстрая модель. Дан-

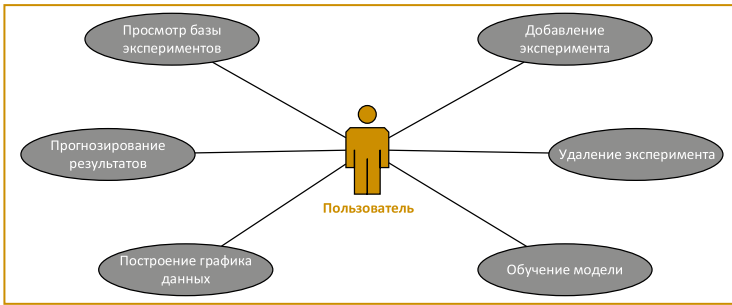


Рис. 3. Схема вариантов использования системы поддержки принятия технологических решений

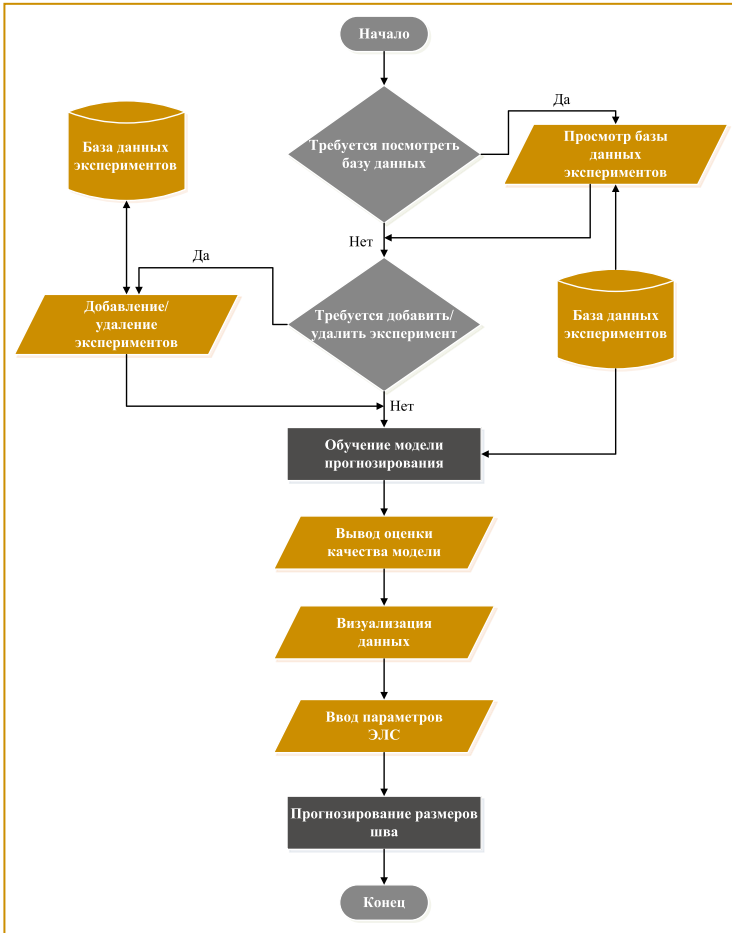


Рис. 4. Блок-схема работы программы

ная программа создана для поддержки принятия решений по настройке параметров сварки технологом.

Программа подключается к базе данных экспериментов ЭЛС и позволяет производить моделирование (обучение модели), визуализировать результаты в графическом виде, а также прогнозировать значения технологических параметров процесса электронно-лучевой сварки.

Возможные варианты применения программы пользователем представлены на рис. 3.

Программа содержит единственную форму, реализующую основные функции системы. Блок-схема процедуры работы с программой представлена на рис. 4.

Как видно из блок-схемы, на начальном этапе производится проверка необходимости просмотра базы данных экспериментов. Затем либо происходит просмотр базы данных и данные по эксперименту добавляются/удаляются, либо сразу осуществляется переход на этап добавления/удаления эксперимента. На этом этапе, если необходимо, добавляется/удаляется эксперимент в базе данных. Далее производится обучение модели прогнозирования. В отдельных полях выводится оценка качества, производятся визуализация данных и ввод технологических параметров электронно-лучевой сварки (ток луча, скорость сварки, ускоряющее напряжение, ток фокусировки, диаметр луча), необходимых для следующего этапа прогнозирования размеров сварного шва.

Описание работы автоматизированной системы

Разработанная программная система реализует автоматизированное рабочее место технолога ЭЛС.

В программе реализованы следующие функциональные возможности:

- просмотр таблицы экспериментов;
- добавление нового эксперимента;
- удаление последнего эксперимента;
- автоматическая настройка и обучение модели прогнозирования;
- визуализация данных, спрогнозированной моделью;
- прогнозирование размеров сварочного шва при указании параметров процесса ЭЛС.

Для запуска программы необходимо наличие: ОС Windows 7 и выше, установленной программы Python 3.6 или выше и пакета для Python: Scikit-learn 0.22.2, Pandas 1.0.3, NumPy 1.18.2, Matplotlib 3.2.1 или выше.

В главном окне программы (рис. 5) в поле информация отображается краткая информация об экспериментах. Кнопка «Таблица данных» выводит полный список всех экспериментов процесса ЭЛС. Кнопка «Добавить эксперимент» позволяет добавить или удалить последний эксперимент. На рис. 6 изображено окно добавления/удаления эксперимента.

В разделе «Прогнозирование», при нажатии на кнопку «Обучить модель», программа автоматически настраивает и обучает модель на полной базе экспериментов на момент нажатия кнопки, выводя на экран точность прогнозирования.

В разделе «График данных» имеется возможность визуализации данных, спрогнозированной моделью, в виде интерактивного графика (рис. 7).

На графике по оси абсцисс откладываются значения параметра, выбранного на форме (рисунок 5, раздел «График данных»). По оси ординат значения глубины/ширины сварного шва в миллиметрах.

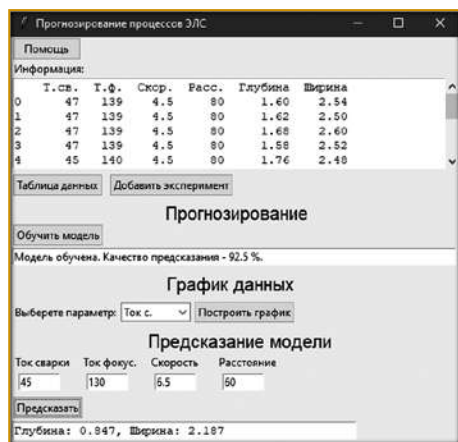


Рис. 5. Главное окно программной системы

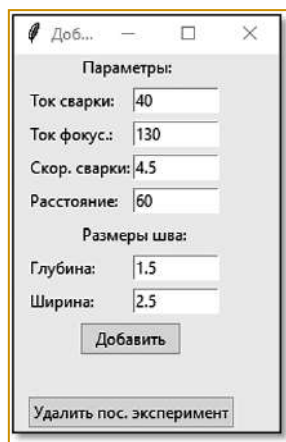


Рис. 6. Окно добавления / удаления эксперимента

В режиме реального времени можно изменять остальные параметры технологического процесса и наблюдать изменения значений размеров сварного шва (глубина и ширина). Это позволяет технологу при наличии сформированной модели производить поиск значений технологических параметров для обеспечения требуемых геометрических размеров сварного шва, например, при заданной по технологии глубине шва выбрать такой режим электронно-лучевой сварки, при котором будет достигаться минимальная ширина шва, либо наоборот.

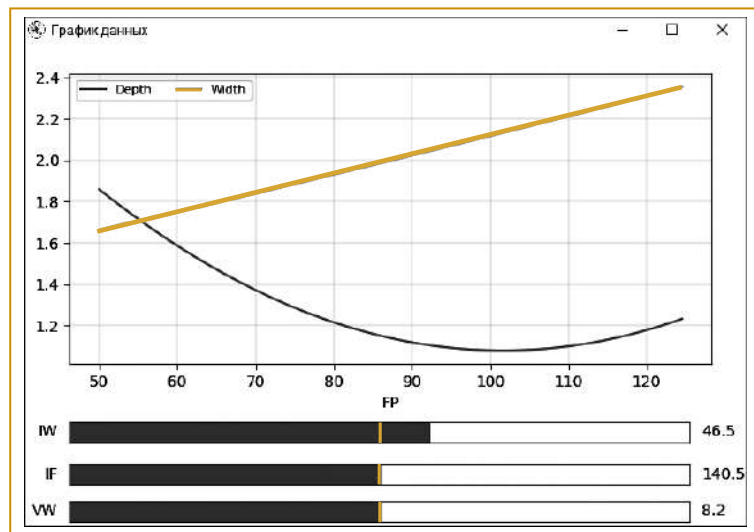


Рис. 7. Окно «График данных»

Таблица 2. Сравнение модельных и экспериментальных значений

Режимы сварки				Размеры швов, мм				Погрешности			
				Модель		Эксперимент		Абсолютная, мм		Относительная, %	
IW, мА	IF, мА	VW, об./мин.	FP, мм	Глубина	Ширина	Глубина	Ширина	Глубина	Ширина	Глубина	Ширина
47	139	4,5	80	1,58	2,5	1,68	2,6	0,1	0,1	6,33	4
45	140	4,5	80	1,76	2,48	1,64	2,56	0,12	0,08	6,82	3,23
45	140	8	80	1,16	1,96	1,2	2,0	0,04	0,04	3,45	2,04
46	141	10	80	1,2	1,78	1,09	1,86	0,11	0,08	9,17	4,49
47	141	12	80	1,08	1,68	1,16	1,74	0,08	0,06	7,41	3,57
48	131	10	125	0,8	2,16	0,88	2,0	0,08	0,16	10	7,41
46	146	10	60	1,36	1,76	1,24	1,8	0,12	0,04	8,82	2,27
43	150	9	50	1,08	1,82	1,08	1,8	0	0,02	0	1,10
44	146	9	60	1,2	1,76	1,2	1,88	0	0,12	0	6,82
45	146	9	60	1,36	1,76	1,28	1,76	0,08	0	5,88	0
Среднее значение погрешностей								0,073	0,07	5,79	3,49

В разделе «Предсказание модели» необходимо указать интересующие параметры процесса ЭЛС и при нажатии на кнопку «Предсказать», программа показывает размеры сварочного шва при указанных параметрах, спрогнозированные обученной моделью.

Экспериментальное исследование

Для проверки эффективности применения предложенного подхода к решению задачи прогнозирования свойств сварного шва в режиме нормальной эксплуатации было проведено исследование на 10 наборах технологических параметров, полученных ранее и не участвовавших в формировании моделей. Результаты сравнения модельных и экспериментальных значений представлены в табл. 2.

В результате расчета коэффициентов детерминации были получены следующие значения:

- для глубины шва — 0,89;
- для ширины шва — 0,91.

Полученные результаты позволяют сделать вывод о хорошем качестве модели, а также о возможности ее практического применения для решения задачи прогнозирования режимов электронно-лучевой сварки, параметры которых отличаются от данных, которые были использованы при обучении модели.

С применением предложенного подхода были выбраны технологические параметры для процесса электронно-лучевой сварки изделия из титанового сплава ВТ-14 толщиной 1,2 мм, отличающегося по технологическим параметрам от представленных в обучающей выборке данных: ток сварки — 45 мА, скорость сварки — 10 об/мин, ток фокусировки 141 мА, расстояние до ЭОСС — 80 мм.

Эксперименты проводились на следующем оборудовании:

- электронно-лучевая пушка;
- источник ускоряющего напряжения на 60, 30 кВ;
- управляемый электрический привод высокоточного позиционирования для манипулятора;

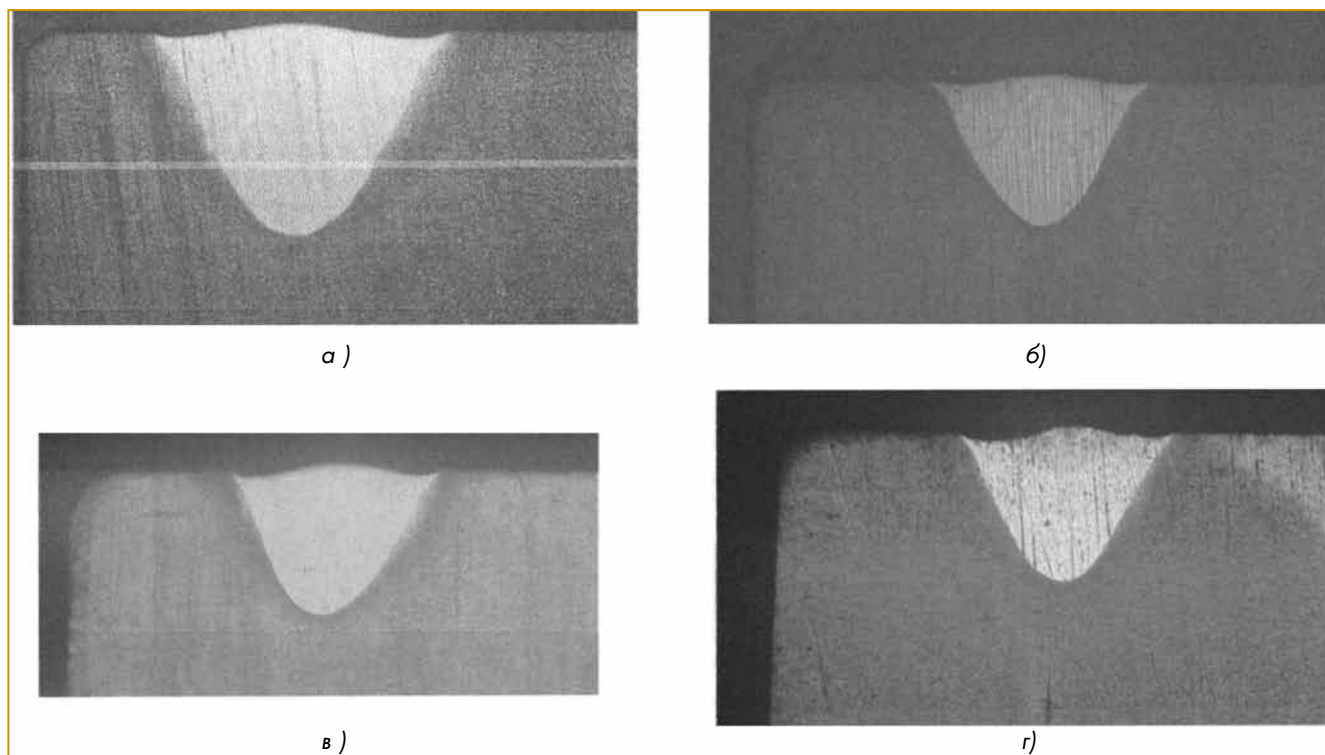


Рис. 8. Результаты металлографического контроля: а – образец 1, б – образец 2, в – образец 3, г – образец 4

Таблица. 3. Результаты экспериментов и моделирования

Параметр	Модель	Образец 1	Образец 2	Образец 3	Образец 4	Среднеквадратическая ошибка моделирования	Абсолютная ошибка моделирования
Глубина сварного шва, мм	1,74	1,68	1,78	1,84	1,80	0,068	0,065
Ширина сварного шва, мм	2,48	2,40	2,44	2,51	2,52	0,051	0,048

- вакуумная камера с системой вакуумирования;
- турбомолекулярная откачная система МТ-Turbo 65D/0/8 KF40M МТМ;
- система дифференциальной откачки воздуха;
- вакуумный затвор с электромагнитным приводом ISO63.

В результате металлографического контроля были получены микрошлифы сварного шва для четырех образцов, представленные на рис. 8.

Глубина и ширина сварного шва, полученные в результате моделирования и в результате экспериментальных исследований, представлены в табл. 3.

Результаты проведенных экспериментальных исследований показывают, что построенная с применением предложенного в работе подхода модель позволила с высокой степенью достоверности решить задачу прогнозирования технологических параметров процесса электронно-лучевой сварки.

Заключение

В представленной статье описаны этапы разработки и исследования моделей машинного обучения, предназначенных для предсказания параметров технологического процесса электронно-лучевой сварки. Для решения задачи предсказания параметров элек-

тронно-лучевой сварки использовались модели Ridge, RFR и GBR.

Предложенные методы обеспечивают достаточно высокое качество решения задачи построения регрессионной модели. Модель Ridge имеет значительно меньшую вычислительную сложность, по сравнению с моделью RFR, причем точность предсказания моделей не отличается в значительной степени. Соответственно сделан вывод о целесообразности использования модели Ridge для решения поставленной задачи предсказания параметров электронно-лучевой сварки.

С использованием ПО Python 3.6 и пакетов Scikit-learn 0.22.2, Pandas 1.0.3, NumPy 1.18.2, Matplotlib 3.2.1 была реализована система поддержки принятия технологических решений для процесса электронно-лучевой сварки, применение которой позволит технологу более осознанно подходить к вопросам выбора как диапазона варьируемых параметров для исследований в новых технологических режимах, так и для поднятия качества в уже отработанных технологических режимах. Кроме того, применение предложенного подхода позволит снизить временные и трудовые затраты на поиск, отработку и наладку технологического процесса.

Мы всегда переоцениваем изменения, которые произойдут в ближайшие два года, и недооцениваем изменения следующих 10 лет.

Билл Гейтс, «Бизнес со скоростью мысли»

Использование предложенного подхода также допустимо и для других технологических процессов, для которых характерны подобные статистические зависимости.

Список литературы

1. Назаренко О.К. Электронно-лучевая сварка: учебное пособие / А.А. Кайдалов, С.Н. Ковбасенко и др.; под ред. Б.Е. Патона. - Киев: Наукова думка, 1987. - 256 с.
2. Шиллер З., Гайзиг У., Паццер З. Электронно-лучевая технология // М.: Энергия. - 1980. - С. 528.
3. Weglowski M.S., Blacha S., Phillips A. Electron beam welding – Techniques and trends – Review // Vacuum. – 2016. – Vol. 130, P. 72-92.
4. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. – Springer Science & Business Media, 2009.
5. Fernández-Delgado M., et al. An extensive experimental survey of regression methods // Neural Networks. – 2019. – Vol. 111, P. 11-34.
6. Piepho H.P. Ridge Regression and Extensions for Genomewide Selection in Maize // Crop Science. – 2009. – Vol. 49, No. 4. P. 1165-1176.
7. Hainmueller J., Hazlett C. Kernel regularized least squares: reducing misspecification bias with a flexible and interpretable machine learning approach // Political Analysis. – 2013. – No. 22. P. 143-168.
8. Fang T., Lahdelma R. Evaluation of a multiple linear regression model and SARIMA model in forecasting heat demand for district heating system // Applied Energy. – 2016. – Vol. 179, P. 544-552.
9. Andrews D.F. A Robust Method for Multiple Linear Regression // Technometrics, — 1974. — Vol. 16, No. 4. P. 523-531.
10. Злобин С.К. и др. Автоматизированное оборудование и технология для пайки волноводных трактов космических аппаратов: научно-практический журнал // Сибирский журнал науки и технологий. – 2014. – N. 4(56). С. 219-229.

*Тынченко Вадим Сергеевич – канд. техн. наук, доцент,
Курашкин Сергей Олегович – аспирант,
Головенко Игорь Александрович – магистр, СибГУи.м. М.Ф. Решентева.
E-mail: scorpion_ser@mail.ru*

Поступила в редакцию 10.10.2020.

Принята к публикации 25.12.2020.

Тамканский университет и ViewSonic внедряют новейшие технологии искусственного интеллекта в рамках концепции Classroom 4.0

Тамканский университет и корпорация ViewSonic внедряют новейшие образовательные технологии и искусственный интеллект (ИИ) в рамках концепции Classroom 4.0, создавая образовательную среду будущего. На новом факультете — в Колледже инновационных технологий на базе искусственного интеллекта — появилась платформа Reality Fields. Комплексное решение, разработанное корпорацией ViewSonic, которое включает интерактивный дисплей ViewBoard, цифровую образовательную платформу myViewBoard и встроенные беспроводные технологии для презентации материалов, позволяет университету реализовать концепцию Classroom 4.0 и проводить интерактивные занятия в цифровой среде в реальном времени. На практических занятиях в Hands-on Labs используется новейшее решение ViewSonic на базе ИИ — myViewBoard Sens, которое анализирует эмоциональное состояние студентов и определяет обстановку в аудитории. Оно улучшает взаимодействие между преподавателями и студентами и оптимизирует учебный процесс, повышая эффективность среды Classroom 4.0.

Платформа Reality Fields объединяет новейшие технические разработки и помогает запустить собственное дело. Виртуализированная учебная среда Reality Fields доступна для всех педагогов и студентов — это абсолютно новый подход к организации образовательного процесса. Во время занятий преподаватель может использовать дисплей ViewBoard и платформу myViewBoard для того, чтобы представить учебный материал в необычной и запоминающейся форме, подключиться к облачной платформе, чтобы быстро найти нужную информацию, и использовать многочисленные интерактивные инструменты, например тесты

и упражнения типа «вопрос — ответ», чтобы разнообразить учебный процесс.

Кроме того, беспроводная технология ViewBoard Cast позволяет делиться информацией и работать в команде независимо от сценария занятия, что улучшает взаимодействие между преподавателем и студентами. Например, педагог может транслировать изображение с центрального дисплея ViewBoard на другие устройства и синхронизировать их, а студенты — уверенно и быстро обмениваться собственными материалами. Во время групповых дискуссий участники могут передавать контент со своих устройств на центральный дисплей. Подводя итоги занятия, преподаватель может одновременно вывести на центральный дисплей ViewBoard результаты, полученные каждой группой, в режиме разделения экрана.

Встроенная технология ИИ myViewBoard Sens установлена в практической лаборатории Hands-on Labs и распознает злость, грусть, равнодушие и счастье на лицах студентов. Преподаватели могут отслеживать эмоциональное состояние группы на персональных устройствах, например смартфонах, и моментально корректировать учебный процесс. Аналитические данные загружаются в облако для последующей оценки результатов учебной деятельности. Технология myViewBoard Sens также используется с датчиками температуры, влажности, освещенности (например, яркости и цветовой температуры), уровня шума и движения. Эти данные дают педагогам представление о том, в какой среде успеваемость студентов повышается, и позволяют своевременно внести изменения в учебный процесс, чтобы повысить его эффективность и оптимизировать образовательную среду

[Http://www.viewsoniceurope.com/ru](http://www.viewsoniceurope.com/ru)