

На правах рукописи

ДО МИНЬ ЧИЕУ

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ АЛГОРИТМЫ И ТЕХНОЛОГИИ МАШИННОГО
ЗРЕНИЯ ДЛЯ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ СВАРОЧНЫМИ ПРОЦЕССАМИ**

Специальность 2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка
информации, статистика

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук



Москва – 2022

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана).

Научный руководитель: **Цибизова Татьяна Юрьевна**, д.пед.н.,
доцент кафедры систем автоматического
управления МГТУ им. Н.Э. Баумана.

Официальные оппоненты: **Магомедов Магомед Хабибович**, д.ф.-
м.н., старший научный сотрудник
Лаборатория по математическому
обеспечению имитационных
динамических систем Кафедра
прикладной механики и управления
Механико-математический факультет
МГУ имени М.В. Ломоносова.

Софронова Елена Анатольевна, к.т.н.,
доцент, старший научный сотрудник
отдела 55 Управления
робототехническими устройствами
Федерального исследовательского центра
“Информатика и управление” РАН.

Ведущая организация: **ОАО АХК «Всероссийский научно-
исследовательский и проектно-
конструкторский институт
металлургического машиностроения
имени академика Целикова».**

Защита состоится 7 февраля 2023 г. в 14 часов 30 мин. на заседании диссертационного совета 24.2.331.14 при МГТУ им. Н.Э. Баумана по адресу: 105005, Москва, Госпитальный пер., 10, ауд. 613м.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке МГТУ им. Н.Э. Баумана и на сайте <http://www.bmstu.ru>.

Отзывы и замечания по автореферату в двух экземплярах, заверенные печатью, просьба высылать по адресу: 105005, Москва, ул. 2-я Бауманская, д. 5, стр. 1 на имя ученого секретаря диссертационного совета.

Автореферат разослан « ___ » _____ 2022 г.
Ученый секретарь
диссертационного совета
д.т.н., доцент



Муратов
Игорь Валентинович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. В последнее время с развитием робототехники, связанной с промышленной автоматизацией, интеллектуальные сварочные роботы (ИСР) начали широко использоваться в различных областях для повышения качества соединений деталей в механических системах. Роботы для дуговой сварки в инертной среде чаще всего используются в судостроении, автомобилестроении, промышленном машиностроении и особенно в горнодобывающей и нефтеперерабатывающей промышленности с трубопроводами. Однако качество управления все еще ограничено, что сильно влияет на структуру, форму и качество сварного шва.

Перспективным направлением является улучшение качества управления интеллектуальной сварочной роботизированной системой с простой структурой и высокой степенью автоматизации, адаптирующейся к опасным средам, в которой используется недорогая система визуальных датчиков. Для повышения качества управления в этой задаче необходимо решить следующие актуальные научно-технические задачи:

- исследование, выбор и установка на манипулятор сварочного робота соответствующей системы визуальных датчиков для получения сигнала изображения поверхности шва. На этой основе построены модели сегментации изображений поверхности сварного шва и алгоритмы для определения характеристик сварного шва;

- разработка и исследование алгоритма управления, который адаптируется к изменению конфигурации геометрии сварного шва;

- исследование методов повышения качества контроля отслеживания сварного шва;

- построение классификационных моделей для определения типовых дефектов поверхности сварных швов.

При решении задачи обработки измерений в системах управления роботами традиционно используется фильтр Калмана. Однако выбор модели и априорных статистических характеристик фильтра Калмана осуществляется эмпирически и представляет собой сложную проблему.

В последние десятилетия сочетание моделей искусственного интеллекта и алгоритмов компьютерного зрения получило широкое распространение в интеллектуальных системах управления сварочными роботами. Такие системы обладают способностью адаптации к возмущениям, изменениям внешней среды и условиям работы. Искусственные нейронные сети, благодаря своим способностям к самоорганизации и обучению, рассматриваются как перспективные средства для разработки интеллектуальных систем управления сварочными роботами. Они представлены в работах таких авторов, как Chen S.B., Liu Y., Гладков Э.А., Перковский Р.А. и др.

Большой вклад в исследования и создание алгоритмов обработки информации сварочных роботов, представленных в диссертационной работе, внес к.т.н., доцент Гаврилов А.И.

Использование моделей глубокого обучения с возможностью вычисления и обработки большого количества информации является перспективным

направлением исследований в области интеллектуального управления сварочными роботами. Модели глубокого обучения широко используются в приложениях для задач распознавания объектов, сегментации и классификации изображений. Однако качество входных параметров извлекается из алгоритмов компьютерного зрения; выбор структуры, параметров слоёв, алгоритмы обновления весовых коэффициентов для построения модели искусственного интеллекта в системе управления сварочным роботом являются очень важными факторами, влияющими на общее качество системы.

Таким образом, разработка алгоритмов обработки информации на основе технологий машинного зрения в системах управления сварочными процессами является актуальным направлением исследований.

Целью работы является разработка и исследование алгоритмов обработки информации с использованием нейросетевых моделей и машинного зрения для систем автоматического управления сварочным оборудованием.

Задачи исследования:

1. Построение алгоритма для определения геометрии многослойного шва с V-образной разделкой с помощью датчиков лазерного зрения и его применение в задаче адаптивного управления на основе нейронной сети для процесса дуговой сварки;

2. Исследование методов повышения качества управления слежением за сварными швами с использованием фильтров Калмана и искусственных нейронных сетей;

3. Построение и исследование структуры сети глубокого обучения для распознавания и сегментации сварных швов на основе набора данных изображений поверхности сварного шва;

4. Исследование структуры свёрточной нейронной сети (СНС) и её применение в задаче классификации дефектов поверхности сварных швов.

Научная новизна работы заключается в следующем:

1. Разработан адаптивный алгоритм управления с эталонной моделью, осуществляющий подстройку к изменению геометрических параметров разделки стыка с ломаной разделкой кромок. Алгоритм отличается от аналогов процедурой адаптации посредством использования эталонной модели, описывающей цель управления, и возможностью точной идентификации нелинейных характеристик нейронной сетью. Адаптивный регулятор с эталонной моделью и нейросетевой моделью после обучения обладает высокой устойчивостью к воздействию технологических шумов при сварке;

2. Разработан адаптивный фильтр Калмана, использующий нейронную сеть типа многослойного персептрона (НСМП). В отличие от аналогов фильтр позволяет получить нерасходящиеся оценки в условиях цветного шума за счет построения модели с помощью НСМП. Алгоритм способен повысить точность оценивания в среднем на 6-8% по сравнению с прототипом;

3. Разработана модель сети глубокого обучения на основе модификации модели deeplabv3plus + Resnet50 для сегментации изображений поверхности сварного шва со способностью извлечения информации о высокоуровневых признаках. Модель после обучения имеет точность 99,2%, время сегментации для каждого изображения в среднем составляет 0,2 с;

4. Разработана модель свёрточной нейронной сети (СНС). Время классификации для каждого изображения в среднем составляет 0,49 секунды, точность 99,55%. Модель использована в задаче проверки качества сварного шва для классификации дефектов поверхности сварного шва.

Достоверность и обоснованность научного содержания и полученных результатов гарантируются правильным использованием методов, математических алгоритмов, прозрачностью данных, полученных в результате эксперимента по сварочному процессу, и данных обработки изображений.

Практическая значимость результатов исследования.

1. Метод выделения конфигурации разделки стыка и метод геометрической адаптации позволяют синтезировать непрерывные операции управления процессом сварки трубопровода с целью обеспечения требуемого качества сварного шва в условиях воздействия шума.

2. Многослойная модель нейронной сети и адаптивный фильтр Калмана улучшают способность управления отслеживанием сварного шва, повышая уровень автоматизации сварки труб.

3. Модели сегментации и классификации, разработанные с помощью СНС и глубокого обучения, можно напрямую применять для управления сварочным процессом и для контроля качества сварных швов.

Результаты работы использованы в научно-учебном центре «Сварка и контроль» при МГТУ им. Н.Э. Баумана в алгоритмическом обеспечении макета сварочного робота, в Академии технологии, г. Ханой, СРВ, а также в учебном процессе кафедры систем автоматического управления МГТУ им. Н.Э. Баумана в лекционном курсе «Управление в технических системах».

Методы исследования. Используются методы обработки изображений; теория искусственных нейронных сетей, автоматического управления; теория моделей глубокого обучения; методы математического анализа, методы математического моделирования и программные пакеты MATLAB и Visual Studio C ++.

Основные положения диссертационной работы, выносимые на защиту.

1. Алгоритм определения параметров геометрии стыкового соединения с V-образной разделкой для процесса сварки трубопровода и адаптивный регулятор с эталонной моделью на основе нейронной сети, для настройки параметров процесса сварки.

2. Алгоритм, объединяющий адаптивный фильтр Калмана и искусственную нейронную сеть для повышения точности отслеживания сварных швов.

3. Модель сегментации изображения сварного шва на основе модифицированной модели глубокого обучения, основанной на модели deeplabv3plus + Resnet50.

4. Модель для классификации дефектов поверхности сварного шва на основе свёрточной сети.

Апробация работы. Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на международной конференции молодых ученых России в области электротехники и электронной техники (Москва, 2021), а также на научном семинаре кафедры систем автоматического управления МГТУ им. Н.Э. Баумана.

Личный вклад. Разработан алгоритм обработки измерений, сочетающий методы компьютерного зрения, обеспечивающий повышение точности набора

данных геометрических параметров разделки стыка при дуговой сварке на трубопроводах. Разработан адаптивный алгоритм управления с эталонной моделью, осуществляющий подстройку к изменению геометрических параметров разделки стыка с ломаной разделкой кромок. Разработан адаптивный фильтр Калмана, снабженный нейронной сетью типа многослойного персептрона для повышения качества компенсации погрешности управления отслеживанием сварного шва при наличии цветного шума. Разработана модель глубокого обучения для сегментации изображений поверхности сварного шва.

Разработана модель СНС для классификации дефектов поверхности сварного шва.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 9 научных работ, из них 6 статей в журналах из Перечня рецензируемых научных изданий – ВАК РФ и 2 статьи в Перечне международных научных изданий в системе Web Science и Scopus, общим объемом 5,8 п.л./2,1 п.л.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 236 наименований. Текст диссертации изложен на 193 страницах, содержит 127 рисунков и 12 таблицы.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы, определены цели, задачи и методы исследования, отмечены научная новизна и практическая значимость работы, сформулированы положения, выносимые на защиту, приведены сведения по апробации, внедрению результатов, публикациях, структуре и объему диссертации.

В первой главе представлен обзор истории, тенденций развития и технологии применения интеллектуальных систем в сварочных роботах. Обзорное исследование сочетания методов искусственного интеллекта и компьютерного зрения может применяться для синтеза алгоритмов управления операциями сварочного процесса, включая управление отслеживанием сварного шва и контроль качества сварки. Определены задачи классификации дефектов поверхности шва.

Во второй главе представлены принцип работы датчика лазерного зрения, методы предварительной обработки изображений для удаления некоторых форм шума из наборов данных поверхности сварных швов, полученных датчиком лазерного зрения. Реализован алгоритм построения разделки и выделения характерных точек стыка для последующего моделирования геометрии сварных швов с V-образной разделкой. Также построен адаптивный алгоритм управления параметрами сварочного процесса на основе данных профиля сварного шва с использованием нейронной сети.

Предлагаемый алгоритм обработки данных профиля сварного шва для восстановления формы лазерной полосы на поверхности соединения состоит из двух основных этапов:

1) предварительная обработка изображения проведена традиционными фильтрами (гауссовым, двусторонним и медианным фильтром) для удаления или уменьшения влияния различных световых шумов в наборе данных, получаемом от датчика;

2) использован алгоритм кусочно-линейной аппроксимации с методом интерполяционных многочленов Лагранжа для восстановления формы лазерной полосы на поверхности сварного шва.

Результаты работы алгоритма представлены на Рис. 1.

Предложен алгоритм выделения характерных точек двух типов стыкового соединений с V-образной разделкой, который включает следующие шаги:

- 1) определение точки с максимальной ординатой $M(x_{index_z_max}, z_{index_z_max})$;
- 2) определение точки A по методу обнаружения максимального наклона отрезка между точками в наборе данных $(x_j, z_j)_{j=1+index_z_max}$ до точки M, используя следующее выражение: $slope_j = (x_{index_z_max} - x_j) / (z_{index_z_max} - z_j)$. Проделав то же самое, находим точку F;
- 3) поиск уравнения прямой, которой проходит через две точки A $(x_{index_A}, z_{index_A})$ и C $(x_{index_C}, z_{index_C})$: $z_{AC} = ax + b$, затем определение максимального значения абсолютной ошибки между z_{AC} и z_j в соответствии следующего выражения: $err_j \Big|_{j=index_A+1}^{index_C-1} = |ax_j + b - z_j|$. Абсолютная ошибка в точке B является наибольшей. Аналогичным образом находим точку E. Результаты работы алгоритма представлены на Рис. 2.

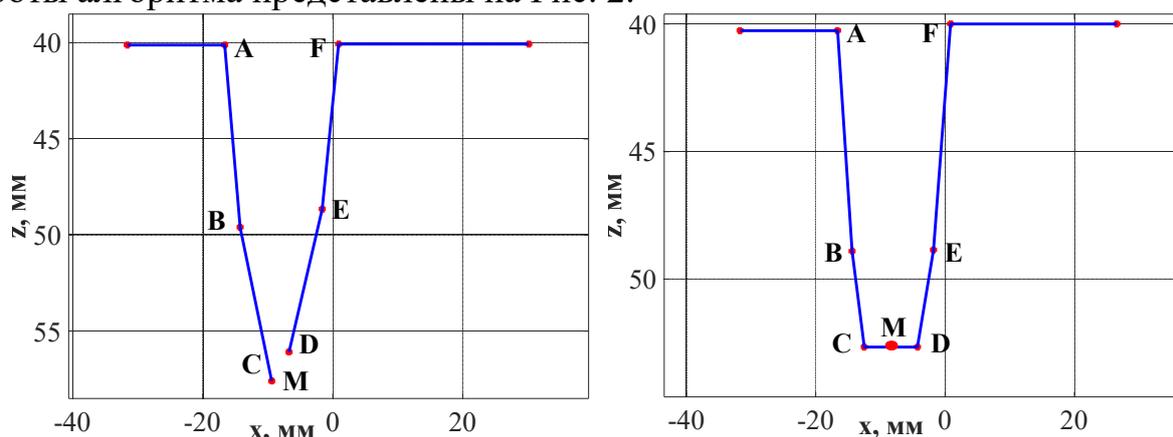


Рис. 2. Результаты выделения характерных точек стыка с V-образной разделкой
а) – с зазором; б) – без зазора

Основная идея алгоритма основана на анализе максимального наклона между точками в наборе данных для получения набора данных координат шести характерных точек.

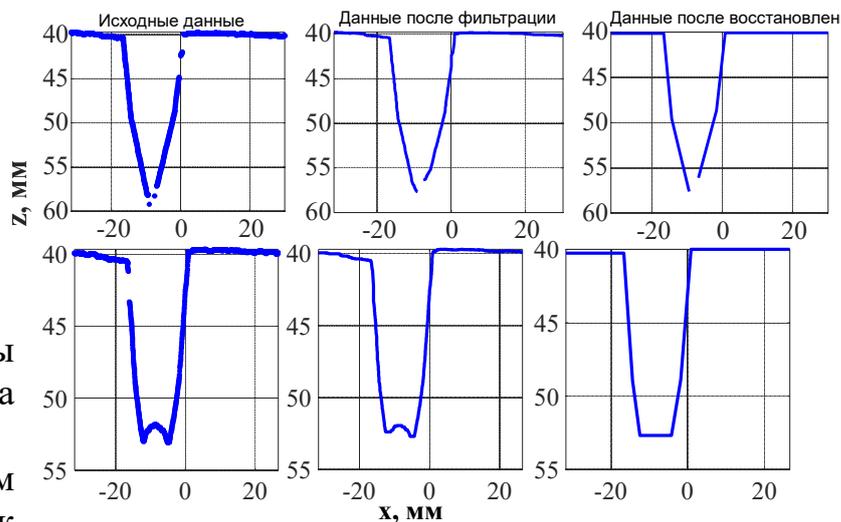


Рис. 1. Результаты обработки данных, полученных от датчика лазерного зрения

Геометрия профиля стыка с V-образной разделкой моделирована по параметрам, представленным на Рис. 3, для оценки качества сварного шва по ГОСТ 16037-80. Параметры включают в себя: координаты граничных точек (x , z); углы отклонения кромки от продольного направления (γ_i, α_i); толщины трубы S_i ; расстояние определить точку перегиба B_i ; и притупления A_i . Два угла раскрытия β_i влияют на расчет размера зазора G ; $i = 1 \div 2$. Параметры толщины трубы измерялись непосредственно в эксперименте ($S_1, S_2 = 19$ мм). Остальные параметры рассчитываются по следующим выражениям:

$$\gamma_1 = \arctg \left| \frac{x_1 - x_2}{z_1 - z_2} \right|; \quad \gamma_2 = \arctg \left| \frac{x_6 - x_5}{z_6 - z_5} \right|; \quad \alpha_1 = \arctg \left| \frac{x_2 - x_3}{z_2 - z_3} \right|; \quad \alpha_2 = \arctg \left| \frac{x_5 - x_4}{z_5 - z_4} \right|;$$

$$\beta_1 = 90^\circ + \alpha_1; \quad \beta_2 = 90^\circ + \alpha_2; \quad B_1 = S_1 - z_2 + z_1; \quad B_2 = S_2 - z_5 + z_6;$$

$$A_1 = S_1 + z_1 - z_3; \quad A_2 = S_2 + z_6 - z_4.$$
(1)

Сварочный процесс описывается нелинейной многопеременной системой ММО. Математическое выражение, описывающее дискретную нелинейную кинематическую систему ММО:

$$y_j(k+1) = f_j \left[y_1(k), \dots, y_1(k - n_{y1}), \dots, y_2(k), \dots, y_2(k - n_{y2}), \dots, u_1(k), \dots, u_1(k - n_{u1}), u_2(k), \dots, u_2(k - n_{u2}) \right] + v_j(k)$$
(2)

где $y(k) = [y_j(k)]_{j=1 \div 2}^T = [e \quad g]^T$ – выходной вектор; $u(k) = [u_l(k)]_{l=1 \div 2}^T = [U \quad \Delta V_{cb}]^T$ – входной вектор; U – сварочное напряжение; ΔV_{cb} – значение коррекции скорости сварки; $v(k) = [v_j(k)]_{j=1 \div 2}^T$ – вектор шума процесса; $n_{ul}, n_{yj} = 2$ – количество задержек входных и выходных сигналов; f_j – нелинейная функция описывает взаимосвязь между входами и выходами.

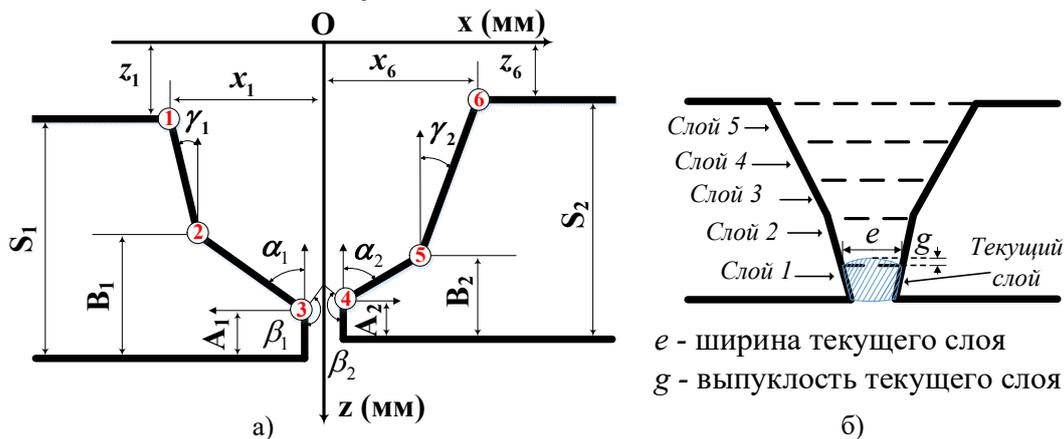


Рис. 3. Моделирование геометрии стыка с V-образной разделкой
 а) – геометрия профиля стыка; б) – геометрические параметры, описывающие качество текущего слоя

Построение алгоритма управления, который напрямую адаптируется к эталонной модели на основе сети радиально-базисной функции (РБФ) для повышения устойчивости под воздействием технологических шумов при сварке. Алгоритм состоит из трёх шагов:

1) идентификация прямой модели процесса сварки с помощью сети РБФ. В общем случае выход $y_{mj}(k)$ модели РБФ для аппроксимации процесса сварки ММО рассчитывается по формуле:

$$y_{mj}(k) = \sum_{i=1}^N w_{ji}^{fw} \phi_i(k) = \sum_{i=1}^N w_{ji}^{fw} \exp\left(\frac{\|X^{(j)}(k) - \mu_i^{fw(j)}\|^2}{2\sigma_i^{fw(j)2}}\right), \quad (3)$$

где w_{ji}^{fw} – веса связи между нейронами i -го скрытого слоя и j -м выходами; $\phi_i(k)$ – функция активации по Гауссу; $\mu_i^{fw(j)}$ – центр i -го гауссовского скрытого нейрона выхода j -го прямой модели на основе РБФ; $\sigma_i^{fw(j)}$ – среднее стандартное отклонение i -го гауссовского скрытого нейрона выход j -го прямой модели на основе РБФ; $X^{(j)}(k)$ – входной вектор, соответствующий j -му выходу модели РБФ;

2) обучение адаптивного регулятора с эталонной моделью на основе сети РБФ. Математическая модель регулятора сварочного процесса описывается выражением:

$$u_l(k+1) = g_l \left[r(k), y_1(k), \dots, y_1(k-n_{y1}), \dots, y_2(k), \dots, y_2(k-n_{y2}), \dots, u_1(k), \dots, u_1(k-n_{u1}), u_2(k), \dots, u_2(k-n_{u2}) \right] + v_l^{inv}(k), \quad (4)$$

где $u(k) = [u_l(k)]_{l=1+2}^T = [U \ \Delta V_{cb}]^T$ – выходной вектор (управляющие сигналы); $y(k) = [y_j(k)]_{j=1+2}^T = [e \ g]^T$ – входной вектор; $r(k)$ – входной сигнал эталонной модели; $n_{ul}, n_{yj} = 2$ – количество задержек входных и выходных сигналов; $v^{inv}(k) = [v_l^{inv}(k)]_{l=1+2}^T$ – вектор шума системы; g_l – l -я нелинейная функция. Выходное выражение (управляющие сигналы), аппроксимируемое сетью РБФ, рассчитывается по следующей формуле:

$$\hat{u}_l(k) = \sum_{i=1}^{N_2} w_{li}^{inv} \psi_i(k) = \sum_{i=1}^{N_2} w_{li}^{inv} \exp\left(\frac{\|X_c^{(l)}(k) - \mu_i^{inv(l)}\|^2}{2\sigma_i^{inv(l)2}}\right), \quad (5)$$

где $\hat{u}_l(k)$ – оцененный l -й управляющий сигнал; N_2 – количество нейронов скрытого слоя; w_{li}^{inv} – веса связи между нейронами i -го скрытого слоя и l -м выходами; $\psi_i(k)$ – функция активации по Гауссу; $\mu_i^{inv(l)}$ – центр i -го гауссовского скрытого нейрона выхода l -го регулятора РБФ; $\sigma_i^{inv(l)}$ – среднее стандартное отклонение i -го гауссовского скрытого нейрона выход l -го регулятора РБФ; $X_c^{(l)}(k)$ – входной вектор регулятора РБФ;

3) схема адаптивного регулятора сварочного процесса представлена на Рис. 4. Предлагаемый механизм адаптации параметров регулятора РБФ с эталонной моделью разработан путем минимизации следующих функций:

$$J_{cj}(k) = \frac{1}{2} (e_{cj}(k))^2 = \frac{1}{2} (y_{reff}(k) - y_j(k))^2. \quad (6)$$

Механизм регулировки параметров регулятора РБФ сходимостью весов модель-РБФ.

регулировки параметров регулятора РБФ сходимостью весов модель-РБФ.

$w_{li}^{inv}, \mu_i^{inv(l)}, \sigma_i^{inv(l)}$

$w_{ji}^{fw}, \mu_i^{fw(j)}, \sigma_i^{fw(j)}$

Ошибка между выходами системы и выходами эталонной модели рассчитывается согласно среднеквадратическому отклонению по следующей формуле:

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_k^i - y_{ref}^i)^2}{n}} \quad (7)$$

Эксперимент приведён с $n = 4500$ секунд (900 секунд для каждого слоя).

В третьей главе рассматривается задача разработки алгоритма управления отслеживанием сварного шва на основе адаптивного фильтра Калмана (АФК) и нейронной сети. Поскольку толщина стенки трубы составляет 19 мм, ширина поверхности стыка (в направлении X) – 17 мм, для заполнения поверхности сварного шва необходимо использовать технику многослойной сварки. Набор данных для разработки алгоритма управления слежения за сварным швом собирается алгоритмом построения траектории многослойного шва (Рис. 5). Используя координаты шести характерных точек (x_i, z_i) и $h \approx (z_3 - z_1) / 5 \approx 19 / 5 \approx 3,8$, вычисляются координаты центральных точек каждого слоя (x_{ci}, z_{ci}) с $(i=1 \div 5)$ на основе алгоритма расчёта координат пяти центральных точек. Используются толщина каждого слоя и абсцисса двух точек с одинаковой ординатой на двух краях разделки для вычисления координат центральной точки.



Рис. 5. Блок-схема алгоритма построения траектории сварного шва с V-образной разделкой

На Рис. 6 представлены результаты выделения центральных точек (исходные данные предоставляются алгоритмами обработки набора данных во второй главе).

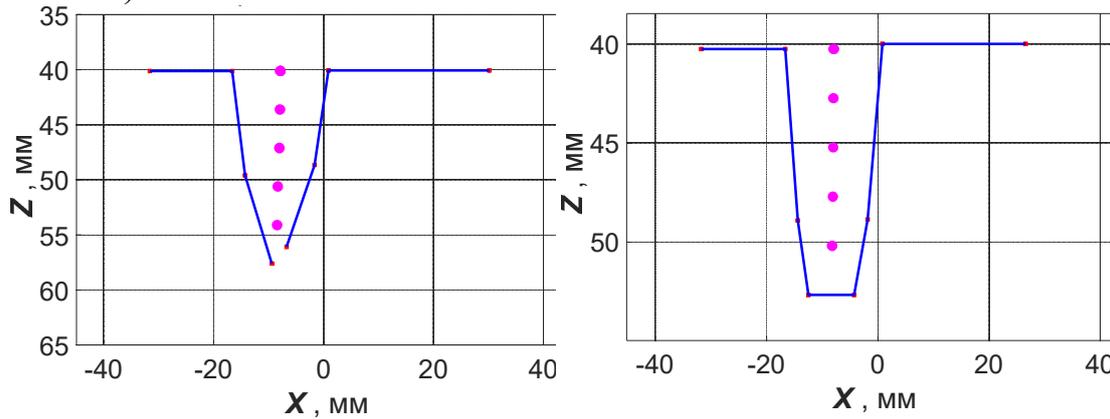


Рис. 6. Результаты выделения центральных точек

Траектория перемещения сварочной горелки представляет собой набор отрезков, соединяющих выделенные центральные точки.

Предположим, что смещение сварочной горелки в направлениях X и Z является независимой величиной. Движение сварочной горелки по оси X описывается следующими уравнениями:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k) + \mathbf{B}\mathbf{w}(k) \\ \mathbf{Y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \end{cases}; \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0,5T^2 \\ T \\ 0 \end{bmatrix}; \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

где $\mathbf{X}(k) = [x_1(k) \ x_2(k) \ x_3(k)]^T$ – вектор переменной состояния; $x_1(k)$ – положение на траектории сварного шва; $x_2(k)$ – скорость перемещения сварочной горелки; $x_3(k)$ – ускорение; $\mathbf{w}(k)$ – шум процесса; $\mathbf{Y}(k) = [y_m(k) \ \Delta y_m(k)]^T$ – вектор измерения от датчика и алгоритма обработки данных; $y_m(k)$ – измеренное значение положения сварочной горелки в момент времени k ; $\Delta y_m(k)$ – отклонение положения на траектории сварного шва в момента времени $k-1$ до k ; T – время выборки; $\mathbf{V}(k) = [v_m(k) \ v_{\Delta m}(k)]^T$ – шум измерения;

Во время сварки шум процесса $\mathbf{w}(k)$ и измеренный шум от датчика лазерного зрения и алгоритмов обработки изображения $\mathbf{V}(k)$ представляют собой цветной шум. $\mathbf{w}(k)$ и $\mathbf{V}(k)$ моделировались гауссовым белым шумом через формирующий фильтр следующим образом:

$$\mathbf{w}(k) = \lambda \mathbf{w}(k-1) + \zeta(k); \underbrace{\begin{bmatrix} v_m(k) \\ v_{\Delta m}(k) \end{bmatrix}}_{\mathbf{V}(k)} = \underbrace{\begin{bmatrix} \alpha & 0 \\ 0 & \beta \end{bmatrix}}_{\Psi} \underbrace{\begin{bmatrix} v_m(k-1) \\ v_{\Delta m}(k-1) \end{bmatrix}}_{\mathbf{V}(k-1)} + \underbrace{\begin{bmatrix} \eta_1(k-1) \\ \eta_2(k-1) \end{bmatrix}}_{\boldsymbol{\mu}(k-1)}, \quad (9)$$

где $\zeta(k)$ и $\eta(k)$ – белые гауссовы шумы с нулевым средним значением и матрицами ковариации; λ, α, β – коэффициенты модели, преобразующей цветной шум в белый шум ($\lambda = 0,2$; $\alpha = 0,4$; $\beta = 0,6$). С помощью метода расширения вектора состояния и эквивалентного преобразования выражения измерения получается новое уравнение состояния:

$$\begin{cases} \mathbf{X}^*(k+1) = \mathbf{A}^* \mathbf{X}^*(k) + \mathbf{B}^* \zeta(k) \\ \mathbf{Y}^*(k) = \mathbf{C}^{**} \mathbf{X}^*(k) + \boldsymbol{\mu}(k) \end{cases}, \quad (10)$$

где $\mathbf{A}^* = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0,5T^2 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda \end{bmatrix}$; $\mathbf{B}^* = [0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$; $\mathbf{C}^{**} = \begin{bmatrix} 1-\alpha & T & 0 & 0,5T^2 \\ -\beta & T & \beta & 0,5T^2 \end{bmatrix}$.

Для компенсации ошибки оценки АФК предложено использовать нейронную сеть типа многослойного перцептрона с тремя скрытыми слоями. На вход сети поступает значения остаточного измерения $\Delta \mathbf{Y}(k)$ и коэффициент усиления Калмана $\mathbf{K}(k)$. Выходные данные сети включают компенсацию ошибок положения сварного шва и скорости смещения сварочной горелки.

На Рис. 7 представлен алгоритм с использованием АФК в сочетании с НСМП для улучшения качества отслеживания сварного шва. Результаты представлены на Рис. 8.

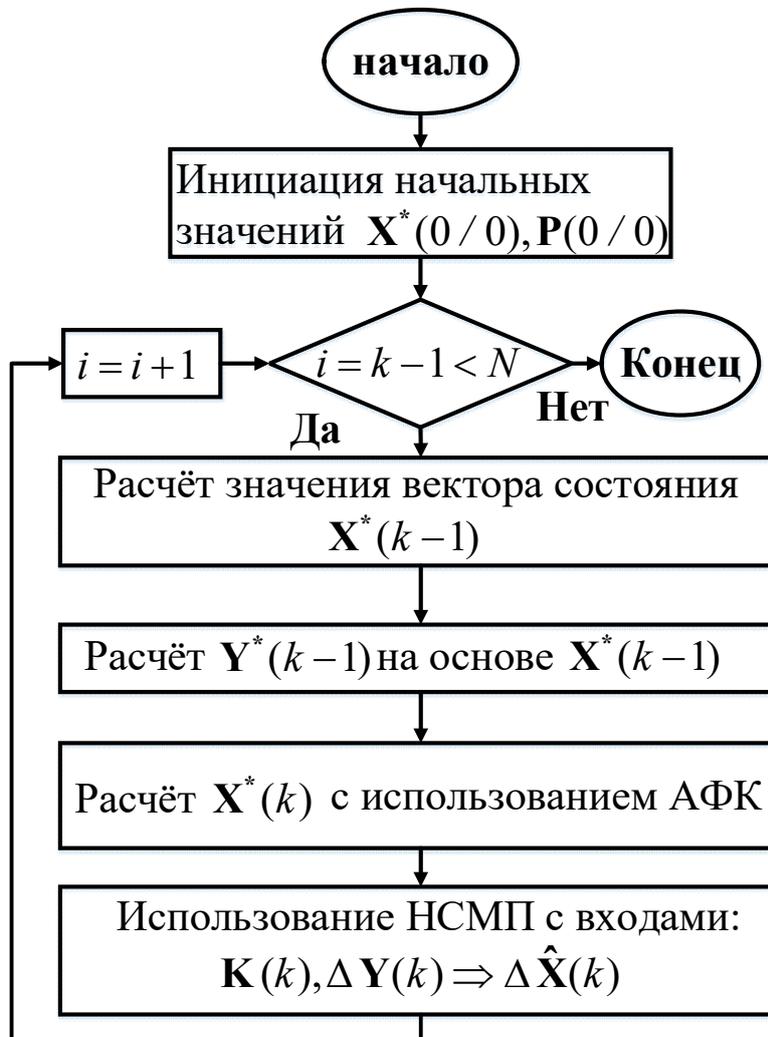


Рис. 7. Алгоритм моделирования с использованием АФК в сочетании с НСМП для улучшения качества отслеживания сварного шва

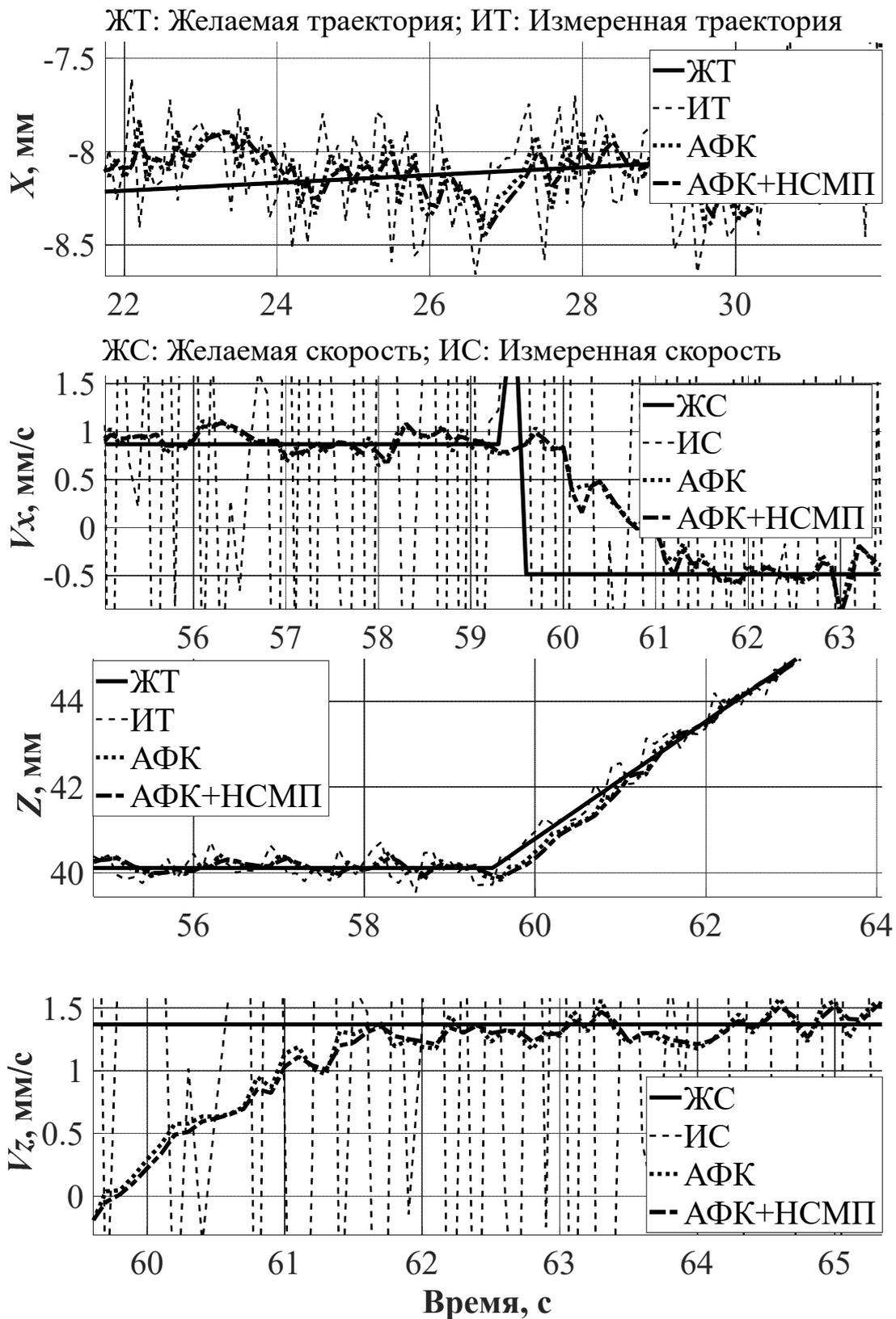


Рис. 8. Результаты моделирования с использованием АФК в сочетании с НСМП для улучшения качества отслеживания сварного шва по направлению оси X и Z

Определение статистических характеристик шумов является довольно сложной проблемой. Поэтому целесообразно использовать адаптивный алгоритм, который является прямой модификацией фильтра Калмана. Этот адаптивный алгоритм отличается от фильтра Калмана видом уравнения для

определения априорной ковариационной матрицы ошибок оценивания, которое записывается в следующей форме:

$$P_{(k+1)/k} = \Phi_{k+1,k} P_k \Phi_{k+1,k}^T + K_k M \left[v_{k+1} v_{k+1}^T \right] K_k^T \quad (11)$$

Адаптивный алгоритм оценивания, способный функционировать в отсутствии априорной информации о статистических характеристиках входного и измерительного шумов имеет следующий вид:

$$K_{k+1} = \begin{cases} P_{(k+1)/k} H_{k+1}^T [M(v_{k+1} v_{k+1}^T)]^{-1} & \text{при } \text{diag}[M(v_{k+1} v_{k+1}^T)] > \text{diag} H_{k+1} P_{(k+1)/k} H_{k+1}^T \\ P_{(k+1)/k} H_{k+1}^T [H_{k+1} P_{(k+1)/k} H_{k+1}^T]^{-1} & \text{при } \text{diag}[M(v_{k+1} v_{k+1}^T)] \leq \text{diag} H_{k+1} P_{(k+1)/k} H_{k+1}^T \end{cases} \quad (12)$$

Проведены эксперименты с различными структурами нейронных сетей (нейронная сеть радиально-базисных функций – М1; нейронная сеть Элмана – М2; НСМП – М3; РБФ с алгоритмом кластеризации К-среднего – М4) для сварных швов по направлению X . Погрешность отслеживания сварного шва с различными структурами нейронной сети: а) – М1 (RMSE = 0,1378); б) – М2 (RMSE = 0,1275); в) – М3 (RMSE = 0,1171); г) – М4 (RMSE = 0,1192).

В четвертой главе приведен обзор и сравнение структур и характеристик моделей глубокого обучения, используемых в задаче сегментации изображений и применения моделей СНС для классификации типов дефектов поверхности сварных швов.

Предложена расширенная структура модели сегментации поверхности сварного шва на основе сетей deeplabv3plus + Resnet50. Идея расширенной структуры включает в себя: использование модели извлечения признаков Resnet50; добавление одного блока АСПП (объединение пространственных пирамид) для повторной выборки заданных слоев признаков с множеством фильтров; в каждом блоке АСПП добавлен свёрточный фильтр с частотой дискретизации при добавлении $r = 24$.

Параметры обучения модели представлены в Таблице 1.

Таблица 1. Параметры обучения модели

Данные обучения	Количество классов сегментации	Размер мини-партии	Время тренировки	Количество итераций / эпох	Максимальное количество эпох
1300	2	8	561 минута	97	20

Точность обучения моделей сегментации изображений сравнена в соответствии с Таблицей 2 и Рис. 9.

Таблица 2. Точность обучения моделей сегментации изображения

Модель 1	Модель 2	Модель 3	Модель 4	Модель 5	Модель 6
97,8	98,7	95,6	99,0	99,1	99,2

Модель 1: полностью СНС; Модель 2: Unet; Модель 3: Segnet; Модель 4: DeeplabV3plus на основе Resnet18; Модель 5: DeeplabV3plus на основе Resnet50; Модель 6: предлагаемая модель.

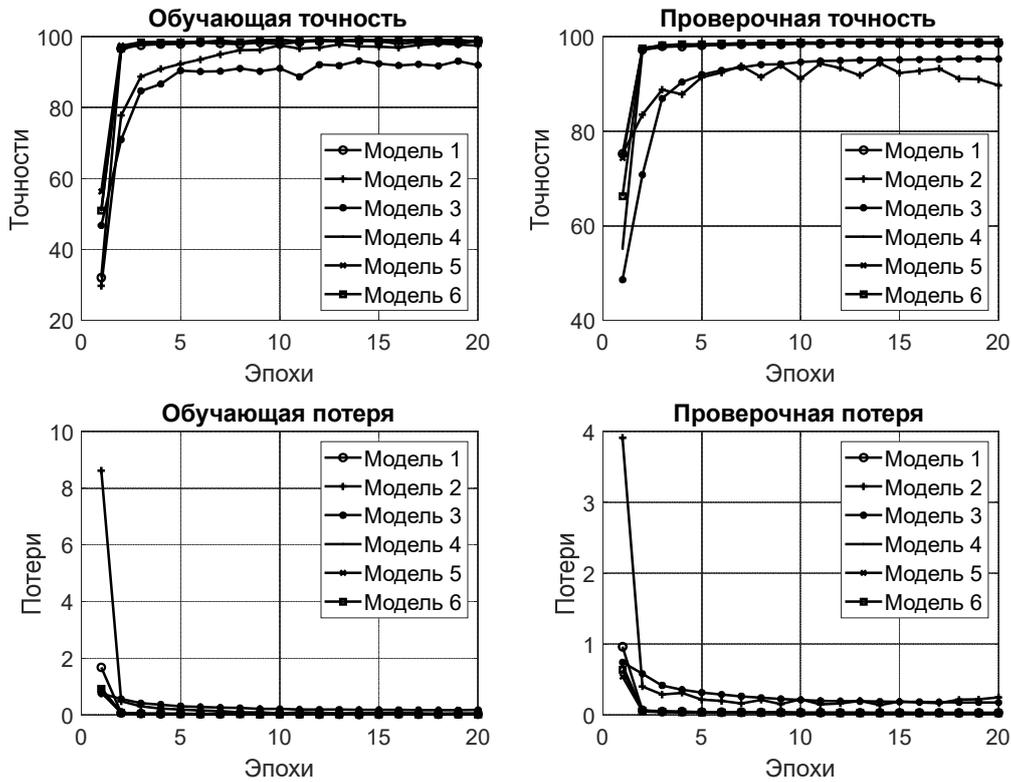


Рис. 9. Сравнение тренировочных параметров моделей

Использован тестовый набор данных (260 изображений) для сравнения метрических параметров моделей: точность сегментации с классами; MeanIoU с классами; GlobalAccury; MeanAccuracy; MeanIoU; WeightedIoU и MeanBFScore. Результаты сравнения представлены на Рис. 10.

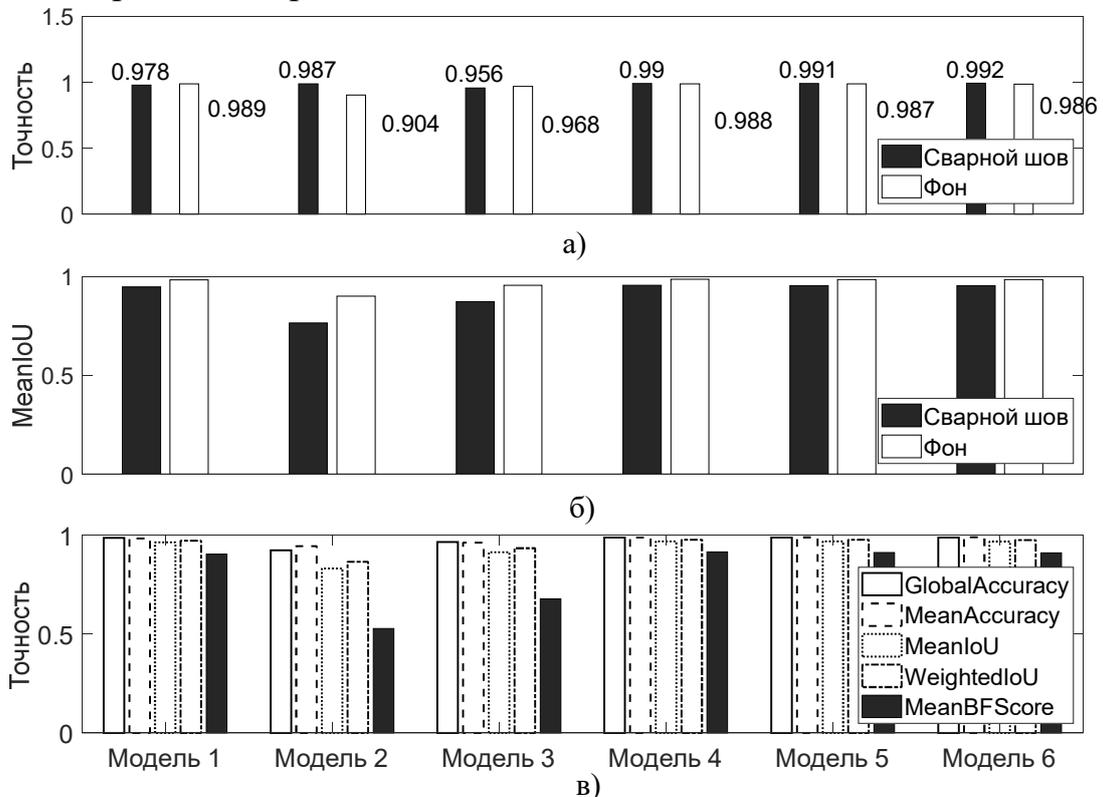


Рис. 10. Сравнение результатов сегментации изображений моделей на основе параметров метрик тестового набора данных

а) – точность сегментации с классами; б) – MeanIoU с классами; в) – параметры оценки

Предположена структура СНС (М5) для классификации четырёх видов дефектов поверхности сварных швов (Рис. 11), включая: без дефекта, непровары, прожог, наплыв.



Рис. 11. Архитектура СНС, используемая для обучения классификационной модели дефектов сварных швов

Процесс обучения имеет точность 99,62%. Точность и функция потерь для процесса обучения представлены на Рис. 12.

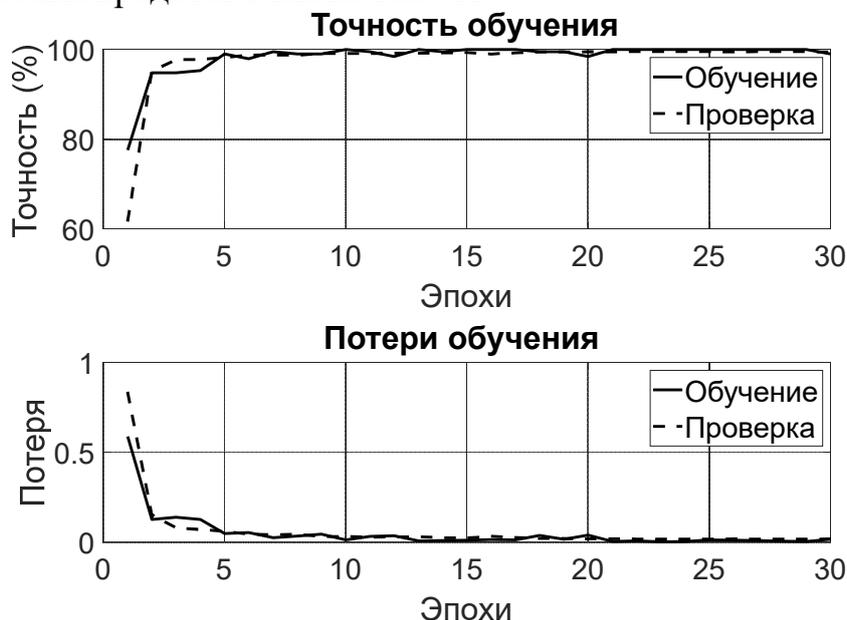


Рис. 12. Результаты обучения предлагаемой модели

Использование набора тестовых данных дефектов сварной поверхности (4800 изображений) с моделями классификации, такими как Resnet-50, в сочетании с классификатором метода опорных векторов (МОВ) – М1; Resnet-50 включает в себя классификатор случайного леса – М2; Alexnet – М3; Vgg16 – М4. Результаты сравнения представлены в Таблице 3.

Таблица 3. Сравнение точности классификации моделей

Модель классификации	Точность (%)	Среднее время классификации (сек)
М1	99,07	4.7855
М2	97,76	4.9227
М3	99,42	2.7920
М4	99,48	6.5519
М5	99,55	0.4941

Проведены эксперименты классификации дефектов сварных швов в реальном времени. Эксперименты проведены со 100 изображениями для каждого типа дефекта с использованием классификационных моделей. Результаты классификации представлены в Таблице 4.

Таблица 4. Экспериментальные результаты классификации

Модель	Без дефекта		Непровары		Прожог		Наплыв	
	Точность	Потери	Точность	Потери	Точность	Потери	Точность	Потери
M1	98	2	97	3	99	1	97	3
M2	95	5	96	4	97	3	95	5
M3	99	1	99	1	97	3	93	7
M4	99	1	100	0	98	2	100	0
M5	100	0	100	0	99	1	99	1

В заключении приведены основные результаты диссертационной работы.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ДИССЕРТАЦИИ

1. Разработан алгоритм адаптивного управления с эталонной моделью на основе модели нейронной сети для процесса дуговой сварки. Алгоритм отличается от аналогов способом точной идентификации и гибкого механизма адаптации к изменяющимся условиям сварочного шума, что позволило улучшить качество сварки. Адаптивный регулятор с эталонной моделью и моделью РБФ после обучения обладает высокой устойчивостью к воздействию технологических шумов при сварке.

2. Разработан алгоритм компенсации ошибок управления процессом слежения за сварным швом с помощью комбинации адаптивного фильтра Калмана и искусственной нейронной сети при наличии цветного шума в результатах измерений. Адаптивный фильтр Калмана отличается от известных способом комбинации модели НСМП и ФК, что позволило повысить точность оценивания в среднем на 6-8%.

3. Разработана расширенная структура модели глубокого обучения на основе сетей `deeplabv3plus + Resnet50` для сегментации изображения поверхности сварного шва. Модель отличается от прототипа способностью извлечения признаков классов пикселей с новым блоком АСПП, что позволило повысить точность сегментации изображений сварного шва. Модель после обучения имеет точность 99,2%, что на 1.4% точнее прототипа, а время сегментации для каждого изображения ускоряется в среднем на 0,2 с.

4. Разработана модель СНС для классификации типов дефектов поверхности сварного шва. Модель отличается от известных моделей способностью более быстрой и точной классификацией за счет использования процедуры оптимизации на основе стохастического градиентного спуска с импульсом, что позволило повысить качество мониторинга и контроля сварочного процесса. Модель имеет среднее время классификации изображения 0,49 сек., что на 4 сек быстрее чем при использовании СНС. Точность составляет 99,55%.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Цибизова Т.Ю., До М.Ч. Алгоритм управления отслеживанием сварного шва на основе адаптивного фильтра Калмана и нейронной сети // Перспективы науки. 2022. № 9. С. 12-16. (0,5 п.л./ 0,3 п.л.)
2. Gavrilov A. I., Do M. Tr. Classification of weld defects based on convolution neural network // Вестник МГТУ им. Н. Э. Баумана. Серия «Приборостроение». 2021. № 2. С. 22-36. (0,9 п.л./ 0,45 п.л.)
3. Гаврилов А.И., До М.Ч., Тун Н.Л. Применение лазерной профилометрии в задачах геометрической адаптации сварочного оборудования // Автоматизация. Современные технологии. 2021. № 7. С. 296-304. (0,6 п.л./ 0,2 п.л.)
4. Гаврилов А.И., До М.Ч., Тун Н.Л. Современные методы отслеживания сварных швов на основе лазерного зрения для роботизированной сварки // Автоматизация. Современные технологии. 2021. № 10. С. 442-450. (0,6 п.л./ 0,2 п.л.)
5. Гаврилов А.И., До М.Ч. Повышение качества слежения за стыком сварных швов с v-образной разделкой на основе фильтра Калмана и нейронной сети // Автоматизация. Современные технологии. 2021. № 11. С. 500-509. (0,6 п.л./ 0,3 п.л.)
6. Ньян Л.Т., Гаврилов А.И., До М.Ч. Классификация гиперспектральных данных дистанционного зондирования Земли с использованием комбинированных 3D--2D сверточных нейронных сетей // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение. 2022. № 1 (138). С. 100–118. (1,125 п.л./ 0,375 п.л.)
7. Tun N. L., Gavrilov A. I., Tun N. M., Trieu D. M., Aung H. Hyperspectral Remote Sensing Images Classification Using Fully Convolutional Neural Network // Proceedings of the 2021 IE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, EIConRus 2021. 2021. P. 2166-2170. (0,6 п.л./ 0,1 п.л.)
8. Tun N. L., Gavrilov A. I., Tun N. M., Trieu D. M., Aung H. Remote Sensing Data Classification Using A Hybrid Pre-Trained VGG16 CNN-SVM Classifier // Proceedings of the 2021 IE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, EIConRus 2021. 2021. P. 2171-2175. (0,6 п.л./ 0,1 п.л.)
9. Цибизова Т.Ю., До М.Ч. Алгоритм адаптивного фильтра Калмана для систем управления сварочными процессами // В сборнике: Будущее машиностроения России. Сборник докладов Пятнадцатой Всероссийской конференции молодых ученых и специалистов. Москва. 2022. С. 253-257. (0,3125 п.л./ 0,16 п.л.)

Подписано в печать . Заказ №
Объем 1 печ.л. Тираж 100 экз.
Типография МГТУ им. Н.Э. Баумана
105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д.5, стр. 1, (499) 263-62-01