НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ВЕСТНИК ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ, МЕХАНИКИ И ОПТИКИ
сентябрь–октябрь 2026 Том 26 № 5 http://ntv.ifmo.ru/
SCIENTIFIC AND TECHNICAL JOURNAL OF INFORMATION TECHNOLOGIES, MECHANICS AND OPTICS
September–October 2026 Vol. 26 No 5 http://ntv.ifmo.ru/en/
ISSN 2226-1494 (print) ISSN 2500-0373 (online)

НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ВЕСТНИК
ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ, МЕХАНИКИ И ОПТИКИ

doi: 10.17586/2226-1494-2026-26-5-909-918
УДК 004.896

Анализ спектрограмм излучения плазменного факела для оценки качества сварного шва при лазерной сварке стали

Владислав Романович Гресько[1]✉, Артур Джуракулович Долгополов[2], Михаил Сергеевич Соколов[3]

[1,2,3] Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация

[1] gresko.97@mail.ru✉, https://orcid.org/0000-0003-3308-6034
[2] addolgopolov@itmo.ru, https://orcid.org/0000-0002-9548-791X
[3] mikhail.sokolov@itmo.ru, https://orcid.org/0000-0003-4413-3676

Аннотация

Введение. Сталь марки 09Г2С применяется в различных отраслях промышленности для изготовления ответственных конструкций и деталей, работающих в условиях повышенных нагрузок и агрессивных сред. Для сварки стали нередко используют лазерное излучение. Однако в процессе лазерного воздействия могут возникать различные дефекты, приводящие к ухудшению качества итогового изделия. Одним из способов отслеживания дефектов непосредственно в процессе сварки является оптическая эмиссионная спектроскопия возникающей плазмы вместе с методами машинного обучения. Для успешного применения таких методов в промышленности необходимо установить четкие зависимости между характеристиками спектров и дефектами, определить, какой из спектральных диапазонов является наиболее информативным и какие из признаков, выделенных из спектров, несут наиболее явную информацию о дефектах. В работе определены корреляции между характеристиками спектров плазмы, образующейся при лазерной сварке стали 09Г2С, и размерами различных типов дефектов. **Метод.** Лазерная сварка осуществлялась при помощи непрерывного волоконного лазера с варьированием средней мощности и скорости перемещения лазерного пучка. Измерение спектров в трех диапазонах длин волн происходило с помощью неподвижного волоконного спектрометра. Для анализа данных использовался корреляционный анализ. На основе спектральных кривых были рассчитаны различные признаки, такие как стандартное отклонение, среднее значение, коэффициент эксцесса и другие. **Основные результаты.** Наибольшая корреляция между рассчитанными признаками и геометрическими размерами дефектов при сварке стали 09Г2С была обнаружена для дефектов прерывистый подрез и провисание для спектрального диапазона длин волн от 460 до 710 нм. **Обсуждение.** Результаты исследования могут быть использованы для развития методов контроля качества сварных швов в процессе лазерной сварки стали 09Г2С.

Ключевые слова

лазерная сварка, сталь, плазма, эмиссионная спектроскопия, дефекты сварки, статистический анализ, сталь 09Г2С

Ссылка для цитирования: Гресько В.Р., Долгополов А.Д., Соколов М.С. Анализ спектрограмм излучения плазменного факела для оценки качества сварного шва при лазерной сварке стали // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2026. Т. 26, № 5. С. 909–918. doi: 10.17586/2226-1494-2026-26-5-909-918

Plasma plume radiation spectrograms for assessing weld quality during laser welding of steel

Vladislav R. Gresko[1]✉, Arthur D. Dolgopolov[2], Mikhail S. Sokolov[3]

[1,2,3] ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation

[1] gresko.97@mail.ru✉, https://orcid.org/0000-0003-3308-6034
[2] addolgopolov@itmo.ru, https://orcid.org/0000-0002-9548-791X
[3] mikhail.sokolov@itmo.ru, https://orcid.org/0000-0003-4413-3676

© Гресько В.Р., Долгополов А.Д., Соколов М.С., 2026

Abstract
Steel grade 09G2S is widely employed in the manufacture of critical structures and components operating under high mechanical loads and in aggressive service environments. Laser beam welding is widely applied for joining this material due to its high precision and productivity. However, variations in process conditions may result in weld defects that affect joint quality and structural integrity. Optical emission spectroscopy (OES) of laser-induced plasma, combined with machine learning techniques, has emerged as a promising approach for real-time weld quality monitoring. Nevertheless, its industrial implementation requires a thorough understanding of the relationships between plasma spectral characteristics and weld defects, as well as the identification of the most informative spectral regions and extracted features. The aim of this study was to investigate the correlation between the spectral characteristics of laser-induced plasma generated during laser welding of 09G2S steel and the geometric dimensions of weld defects. Laser welding experiments were performed using a continuous-wave fibre laser under varying laser power and welding speed conditions. Plasma emission spectra were collected in three wavelength ranges using a fixed fibre-optic spectrometer. Several features, including the mean, standard deviation, and kurtosis, were extracted from the spectra and analysed using correlation analysis to determine their relationship with weld defect dimensions. The strongest correlations between the extracted features and weld defect geometry were observed for discontinuous undercut and sagging defects within the spectral range of 460–710 nm. The findings demonstrate the potential of optical emission spectroscopy for in-process quality monitoring during laser welding of 09G2S steel. The identified spectral features provide a foundation for the development of machine learning models capable of reliable and real-time weld defect detection in industrial laser welding applications.

Keywords
laser welding, steel, plasma, emission spectroscopy, welding defects, statistical analysis, 09G2S steel

For citation: Gresko V.R., Dolgopolov A.D., Sokolov M.S. Plasma plume radiation spectrograms for assessing weld quality during laser welding of steel. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2026, vol. 26, no. 5, pp. 909–918. doi: 10.17586/2226-1494-2026-26-5-909-918

Введение

Низколегированная конструкционная сталь, например марки 09Г2С, применяется в различных отраслях промышленности для изготовления ответственных конструкций и деталей, работающих в условиях повышенных нагрузок и агрессивных сред. Для сварки стали 09Г2С часто используют лазерное излучение, к преимуществам которого относят высокую эффективность, узкую зону термического влияния (ЗТВ) и большую глубину проплавления [1]. Тем не менее в связи с неравномерностью распределения температуры в ЗТВ, лазерная сварка может приводить к неравномерному распределению материала в сварном шве [2]. Кроме того, в случае ручной установки свариваемых деталей всегда сохраняется большая вероятность возникновения ошибки оператора.

Формирование бездефектных сварных швов остается серьезной проблемой для промышленности. В таких секторах, как автомобильное строительство, судостроение и нефтегазовая промышленность, незначительные дефекты могут привести к критическим ошибкам, росту затрат и увеличению продолжительности цикла изготовления. Обычные методы неразрушающего контроля, хотя и эффективны для обнаружения дефектов, требуют специализированного оборудования, квалифицированных операторов и длительной обработки [3]. Решением данной проблемы является отслеживание дефектов непосредственно в процессе лазерной сварки.

Один из методов отслеживания — оптическая эмиссионная спектроскопия [4, 5]. Анализируя спектральные характеристики плазмы, образующейся в результате лазерного нагрева, можно сделать выводы о качестве сварки и обнаружить потенциальные дефекты непосредственно в процессе воздействия [6]. Многие исследования подчеркивают эффективность использования спектроскопии для детектирования ключевых параметров лазерного воздействия, таких как глубина проникновения излучения и температура электронов в образующейся плазме [7]. Кроме того, использование алгоритмов машинного обучения позволяет значительно автоматизировать процесс детектирования и повысить эффективность производства [8]. Существуют модели, обучающиеся «без учителя» и способные самостоятельно находить аномалии в измеряемом сигнале [9], однако они, как правило, требуют значительных вычислительных ресурсов. Традиционными и более простыми как с точки зрения реализации, так и с точки зрения требования к вычислительным ресурсам являются модели, использующие обучение «с учителем» [8]. Заметим, что для успешного применения таких моделей непосредственно в промышленности необходимо установить четкие зависимости между характеристиками спектров и дефектами, а также определить, какие из признаков, выделенных из спектров, несут наиболее явную информацию о дефектах. В случае использования спектральных сигналов исходные спектры могут включать сотни или тысячи длин волн [8], что значительно повышает сложность вычислений. Сокращение размерности пространства признаков становиться особенно актуальной задачей при работе со спектрами.

Стоит отметить, что традиционно в работах, посвященных применению машинного обучения для детектирования дефектов, решается задача классификации. Образцы классифицируются по типу дефектов, например в работе [10] образцы делились на четыре класса, а в [8] — на три класса. Такой подход не учитывает конкретный геометрический размер дефекта. Это может быть важно, поскольку для разных задач, допустимые размеры дефектов могут быть различными. Для более ответственных изделий требуется более качественный сварной шов, для других изделий небольшая величина дефекта может быть допустима, что позволит сэкономить ресурсы и время. В связи с этим важным является

не только определение наличия или отсутствия определенного дефекта, но и анализ его геометрического размера. Существующие работы в данном направлении как правило рассматривают только глубину проплавления [11] и мало внимания уделяют анализу размеров других типов дефектов, таких как прерывистый подрез или провисание.

В настоящей работе выполнены эксперименты по лазерной сварке стали марки 09Г2С и измерены эмиссионные спектры плазмы, возникающей во время эксперимента. Цель работы — выявление взаимосвязей между величиной дефектов сварки, таких как прерывистый подрез или провисание, и признаками, извлекаемыми из спектральных кривых. При этом определены признаки, имеющие наибольшую корреляцию и значимость.

Материалы и методы исследований

Экспериментальная установка состояла из трех основных компонентов (рис. 1): лазерный источник, свариваемые образцы и спектрометр. Две пластины из стали 09Г2С толщиной 3 мм сваривались при помощи лазерного излучения при стыковом соединении. Для сварки использовался волоконный непрерывный лазер (MAXPhotonics MFSC-3000) с максимальной выходной мощностью 2,8 кВт. Значения мощности (P) в ходе экспериментов: 2800, 2500, 2000, 1500 и 1000 Вт. Лазерный пучок передавался по волокну с диаметром сердцевины 100 мкм и фокусировался линзой с фокусным расстоянием 250 мм. Угол наклона лазерной головки равен 16°. Радиус (r) сфокусированного лазерного пучка в плоскости обработки составлял 0,07 мм, а параметр распространения пучка — 3,5 мм·мрад.

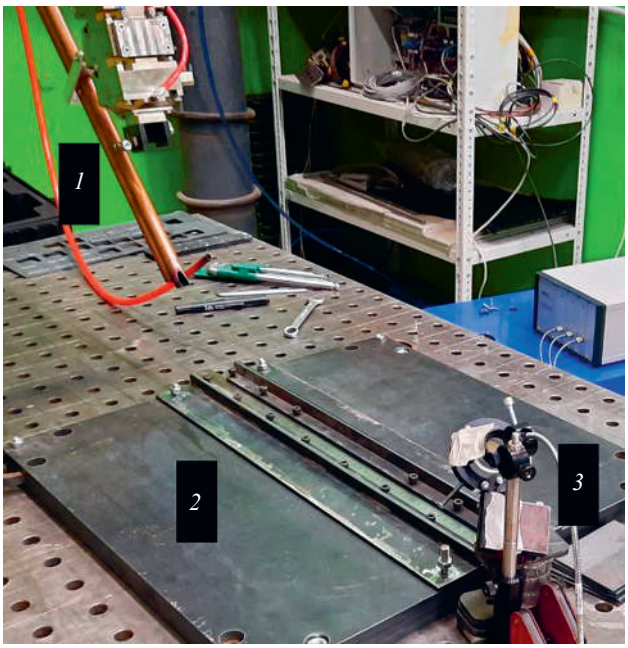

Рис. 1. Экспериментальная установка: *1* — лазерный источник; *2* — рабочая зона со стальными пластинами; *3* — неподвижный спектрометр

Fig. 1. Experimental setup: *1* is laser welding head; *2* is working area with steel plates; *3* is fixed spectrometer

Линейное перемещение лазерного пучка вдоль области контакта свариваемых образцов выполнялось при помощи 6-осевого робота (FANUC M710iC/70). Значения скорости перемещения (V): 30, 35 и 40 мм/с. В качестве защитного газа в экспериментах применялся аргон со скоростью расхода 15 л/мин. В процессе сварки за счет высоких температур в зоне воздействия образовывалась плазма. Эмиссионные спектры образующейся плазмы измерялись при помощи неподвижного волоконного многоканального спектрометра Avantes (AVS-DESKTOP-USB2) с разрешением 0,052 ± 0,001 нм в одной точке образца. Спектральный сигнал измерялся по трем каналам с различным диапазоном длин волн. В первом канале спектральный диапазон составлял 205–330 нм, во втором канале — 320–480 нм, в третьем канале — 465–710 нм. Каждый режим использовался для сварки не менее двух раз. После сварки поперечное сечение каждого образца (рис. 2) исследовалось с помощью оптического микроскопа на наличие дефектов различного типа. Видно, что ЗТВ в области сварного шва не превышала 2 мм. Все дефекты были определены согласно стандарту ГОСТ Р ИСО 6520-1-2012[1]. Видно, что некоторые образцы могли иметь несколько типов дефектов. Однако в дальнейшем анализе все дефекты рассматривались по отдельности. Для анализа спектральных данных использовались стандартные библиотеки языка Python, такие как NumPy и Pandas.

Результаты и обсуждение

Скорость перемещения пучка и плотность мощности излучения ($q = P/(\pi \cdot r^2)$), оказывают ключевое влияние на качество сварки. От этих параметров зависит количество энергии, поступающей в зону воздействия и соответственно эффективность процесса сварки. Завышенная скорость перемещения или слишком низкая плотность мощности могут приводить к неполному проплавлению или к провисанию при предельно высокой температуре и широкой ЗТВ. Чтобы определить зависимость величины дефектов от параметров лазерного воздействия были построены диаграммы размаха (рис. 3). Для построения диаграмм каждый из экспериментов повторялся по три раза, при этом на каждом из образцов величина дефекта измерялась в четырех точках. Таким образом, в выборке для каждого из режимов лазерного воздействия было по 12 элементов. Из анализа диаграмм можно заметить, что медианное значение величины дефекта (515) увеличивалось с ростом плотности мощности при скорости $V = 30$ мм/с (рис. 3, *b*). В свою очередь медианное значение дефекта (509) увеличивалось с ростом плотности мощности при $V = 35$ мм/с (рис. 3, *d*). При $q = 16{,}24$ МВт/см^2 медианное значение дефекта (515) уменьшалось с ростом скорости (рис. 3, *b*). При той же плотности мощности дефект (507) наоборот увеличивался с ростом скорости (рис. 3, *e*).

[1] ГОСТ Р ИСО 6520-1-2012. Сварка и родственные процессы. Классификация дефектов геометрии и сплошности в металлических материалах. Часть 1. Сварка плавлением. Введен 01.01.2014. М.: Стандартинформ, 2014. 36 с.

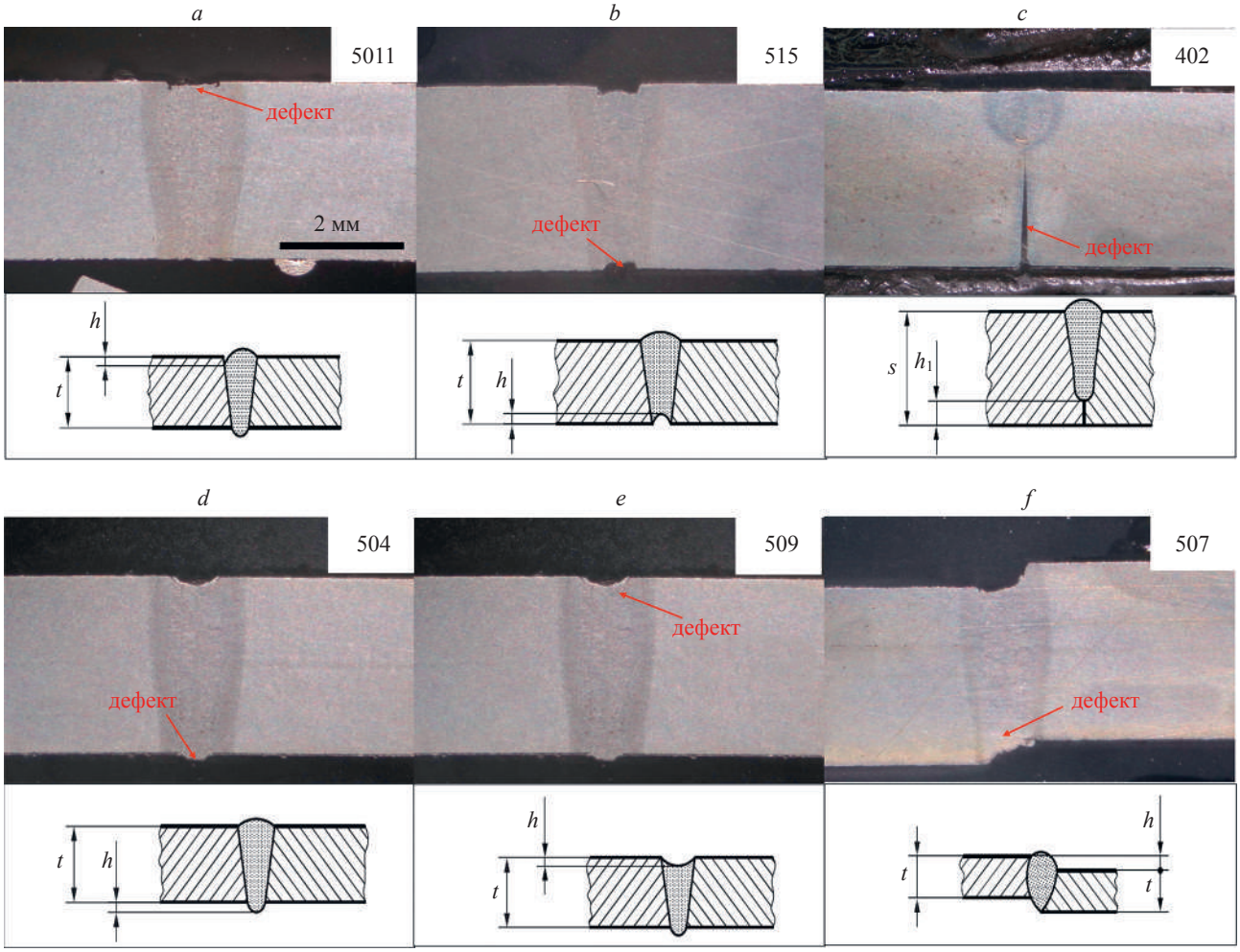

Рис. 2. Изображения поперечных сечений образцов с различными дефектами: «непрерывистый подрез» (5011) (*a*); «вогнутость корня шва» (515) (*b*); «непровар» (402) (*c*); «превышение проплава» (504) (*d*); «протек» (509) (*e*); «линейное смещение» (507) (*f*). В скобках указаны цифровые коды согласно ГОСТ Р ИСО 6520-1-2012.

t — толщина свариваемых деталей; *h* — высота дефекта; *s* — номинальная толщина сварного шва; h_1 — конкретный размер дефекта 501

Fig. 2. Cross-sectional images of samples with different defects: “continuous undercut” (5011) (*a*); “root concavity” (515) (*b*); “lack of penetration” (402) (*c*); “excess penetration” (504) (*d*); “sagging” (509) (*e*); “linear misalignment” (507) (*f*). The number according to ISO 6520-1:2007 is given in brackets next to the defect name.

t is thickness of the parts being welded; *h* is defect height; *s* is nominal weld thickness; h_1 is specific defect dimension 501

Итоговый набор данных содержал 32 спектра из трех каналов. Для наглядности приведены спектры эмиссии плазмы (рис. 4), полученные во время одного из экспериментов с q = 16,24 МВт/см^2 и V = 35 мм/с. Форма спектров отличалась в различных диапазонах длин волн. В первом диапазоне (рис. 4, *a*) полезный сигнал отсутствовал, форма спектра практически не отличалась от шумового сигнала. Во втором (рис. 4, *b*) интенсивность увеличивалась с ростом длины волны. Кроме того, в центральной части спектра, между 370 нм и 450 нм, наблюдались узкие пики, связанные с энергетическими переходами в атомах и ионах в плазме. В третьем спектральном диапазоне (рис. 4, *c*) интенсивность была наибольшей. Пики присутствовали между 500 нм и 550 нм, а также вблизи 590 нм. Положение пиков при различных режимах было одинаковым, отличалась только их интенсивность. Поскольку полезный сигнал присутствовал только во втором и третьем спектральных диапазонах, для дальнейшего анализа использовались спектры из этих двух диапазонов.

В контексте задач машинного обучения интенсивность на разных длинах волн можно рассматривать как признаки. Размер дефекта *h* — его наличие/отсутствие возможно оценить как целевую переменную или выходное значение. Удобным инструментом для установления взаимосвязи между предполагаемыми признаками и величиной целевых переменных является корреляционный анализ, например при помощи метода Пирсона [12]. С использованием этого метода были рассчитаны коэффициенты корреляции между значениями интенсивности на разных длинах волн и величинами дефектов (рис. 5). Видно, что на спектрах корреляции присутствуют пики, соответствующие пикам, наблюдаемым на исходных спектрах. Однако в обоих диапазонах абсолютные значения коэффициентов корреляции не превысили 0,65, что свидетельствует о низкой корре-

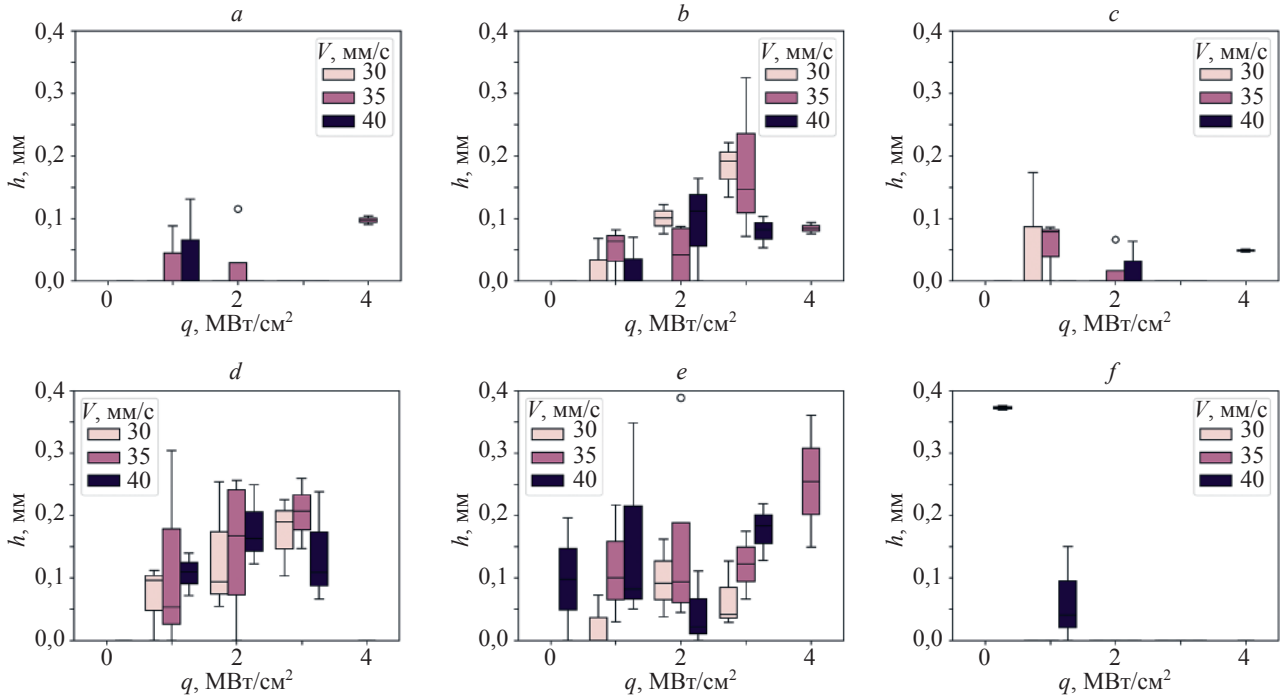

Рис. 3. Диаграммы размаха с зависимостью величины дефектов: 5011 (*a*); 515 (*b*); 504 (*c*); 509 (*d*); 507 (*e*); 402 (*f*) от параметров сварки. *V* — скорость перемещения пучка; *q* — плотность мощности излучения; *h* — размер дефекта

Fig. 3. Dimensions of the defects (5011 (*a*); 515 (*b*); 504 (*c*); 509 (*d*); 507 (*e*); 402 (*f*)) for different line energy levels. *V* is beam velocity; *q* is radiation power density; *h* is defect size

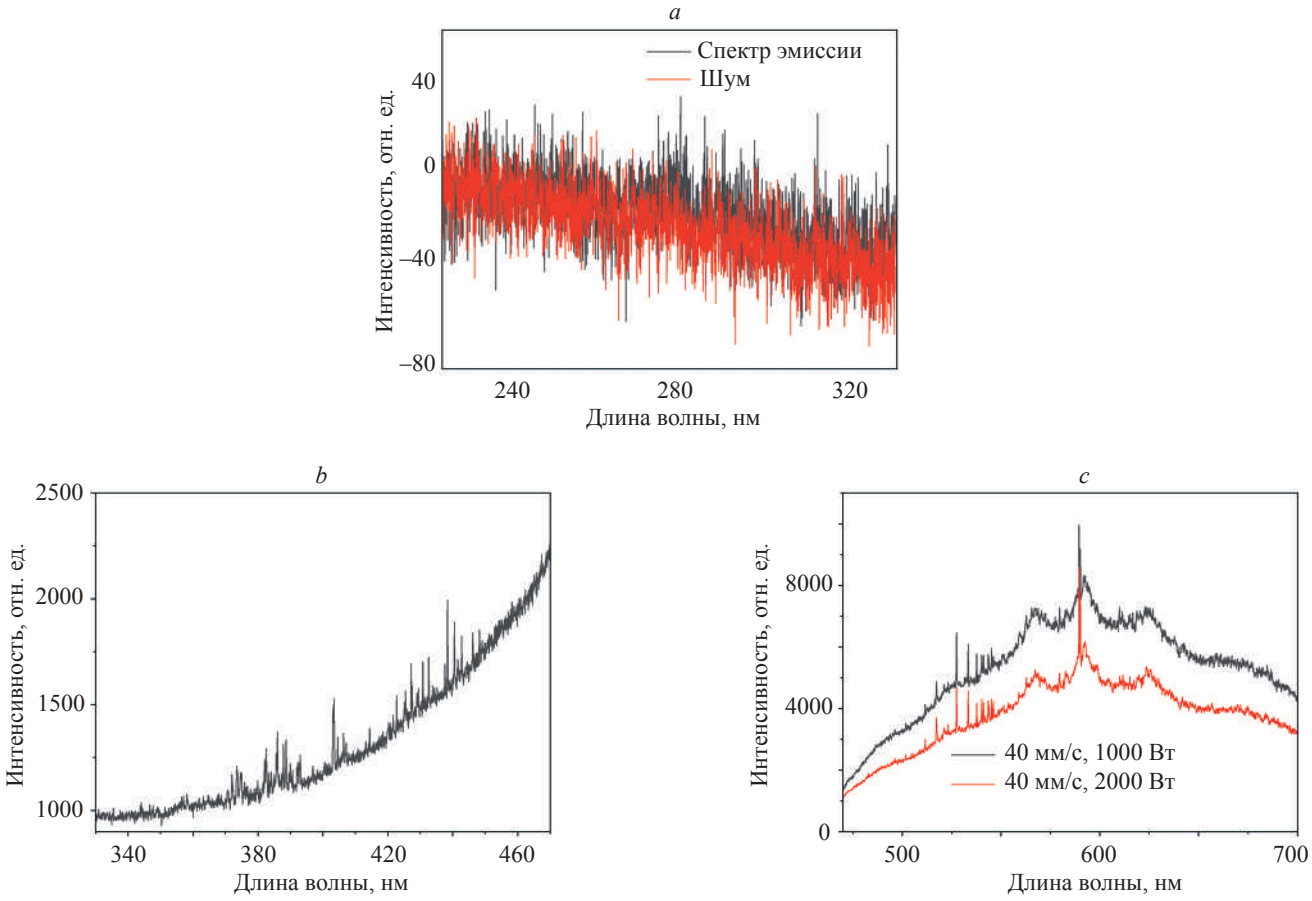

Рис. 4. Спектры эмиссии плазмы в первом (*a*), втором (*b*) и третьем (*c*) спектральных диапазонах

Fig. 4. Plasma emission spectra in the first (*a*), second (*b*), and third (*c*) spectral ranges

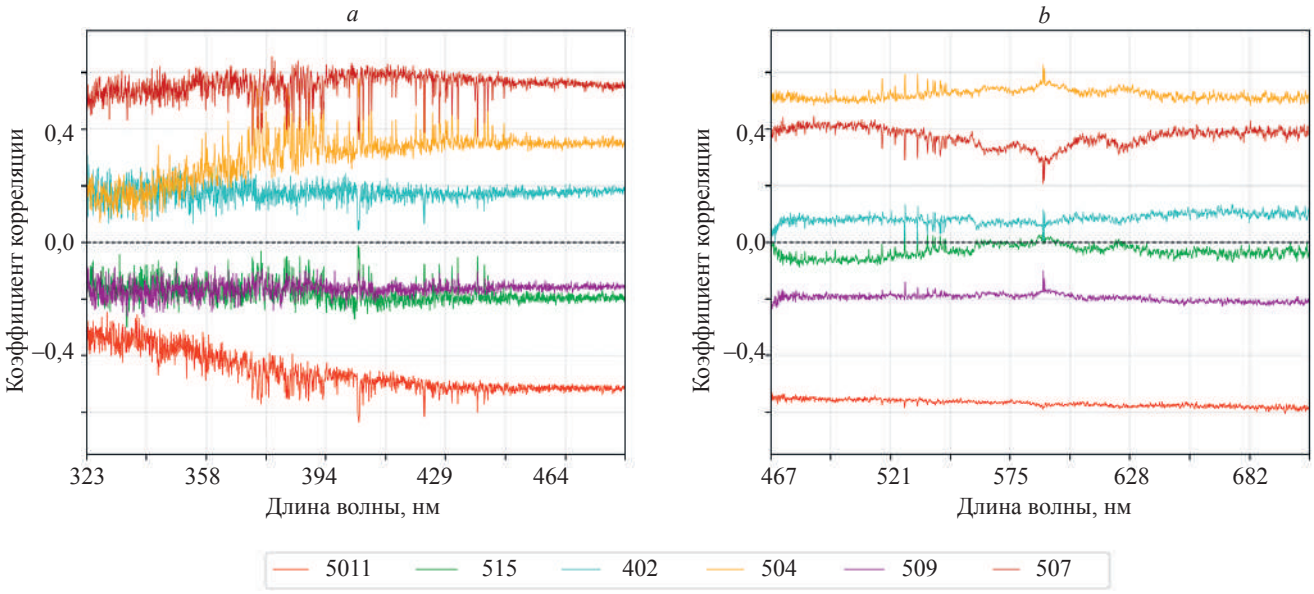

Рис. 5. Зависимости коэффициента корреляции между интенсивностью на длине волны и величиной дефекта для второго (*a*) и третьего (*b*) спектральных диапазонов

Fig. 5. The dependence of the correlation coefficient between the intensity at a certain wavelength and the magnitude of the defect for second (*a*) and third (*b*) spectral ranges

ляции. Наибольшие абсолютные значения корреляции наблюдались для дефектов (5011), (509) и (402).

Для выявления более явных зависимостей на основе спектральных данных были рассчитаны дополнительные признаки, в дальнейшем называемыми статистическими, предложенные в работах [8, 13]. Этот метод позволяет существенно сократить количество признаков и при этом извлечь дополнительную информацию. В качестве таких признаков рассчитывались: среднее значение интенсивности (Mean); стандартное отклонение сигнала (STD); модальность (Modality); коэффициент асимметрии распределения (Skewness); коэффициент эксцесса (Kurtosis); межквартильный размах (IQR); максимальная интенсивность (MaxI); суммарная интенсивность (SumI); отношение сигнал/шум (SNR).

Были рассчитаны и признаки, характеризующие распределение интенсивности по длинам волн, в дальнейшем называемые спектральными признаками. В качестве таких характеристик использовались спектральный центроид (Wavelength_Centroid), определяемый как центр тяжести спектра, и спектральный разброс (Wavelength_Spread), представляющий собой среднеквадратичное отклонение распределения относительно центроида. Кроме того, вычислялись длина волны максимума излучения (Peak_Wavelength), отношение максимальной интенсивности к средней интенсивности спектра (Peak_To_Mean), а также доля длин волн в общем наборе, интенсивность на которых превышает 50 % от максимальной интенсивности (Fraction_Above_50pct). Ширина спектрального распределения дополнительно характеризовалась полной шириной на половине максимума (FWHM). Для оценки локальной изменчивости спектральной формы рассчитывались максимальный спектральный градиент (Slope_Max) и среднее значение модуля градиента по спектру (Abs_Slope_Mean). Подробнее с методами расчета таких признаков можно ознакомиться в работах [14–17]. Матрицы корреляции между новыми признаками и значениями дефектов изображены на рис. 6. Видно, что наибольшая корреляция была получена между признаком SNR и дефектом (5011) во втором (рис. 6, *a*), и в третьем (рис. 6, *b*) спектральных диапазонах. С другой стороны, можно заметить, что только в третьем спектральном диапазоне присутствовали признаки, для которых коэффициенты корреляции могли превышать 0,7. Такими признаками были Wavelength_Spread, Fraction_Above_50pct и FWHM для дефектов (5011) и (509). При этом корреляция была прямой для дефекта (5011) и обратной для (509). Для признаков Mean, MaxI и SumI коэффициенты имели значения около 0,6. Более того, для дефекта (5011) удалось добиться увеличения коэффициента корреляции за счет перемножения признаков. Наибольшее значение (около 0,86) было получено при использовании произведения шести признаков (рис. 7). При этом видно, что в произведениях отсутствовал признак SNR, который имел наибольшую корреляцию на рис. 6.

Для отбора наиболее информативных признаков дополнительно был применен алгоритм, основанный на принципе минимальной избыточности-максимальной релевантности [18]. Для каждой целевой переменной из набора данных последовательно выполнялся анализ значимости признаков с использованием различных методов оценки. Использовались методы Mutual Information Difference (MID), F-test Correlation Difference (FCD) и Random Forest Correlation Quotient (RFCQ) из библиотеки Feature-engine для языка Python. При этом наборы данных из разных спектральных диапазонов были объединены. Это позволяло определить, какой из диапазонов является наиболее информативным. Признаки из второго и третьего диапазонов были обозначены как _2Ch и _3Ch соответственно. На рис. 8

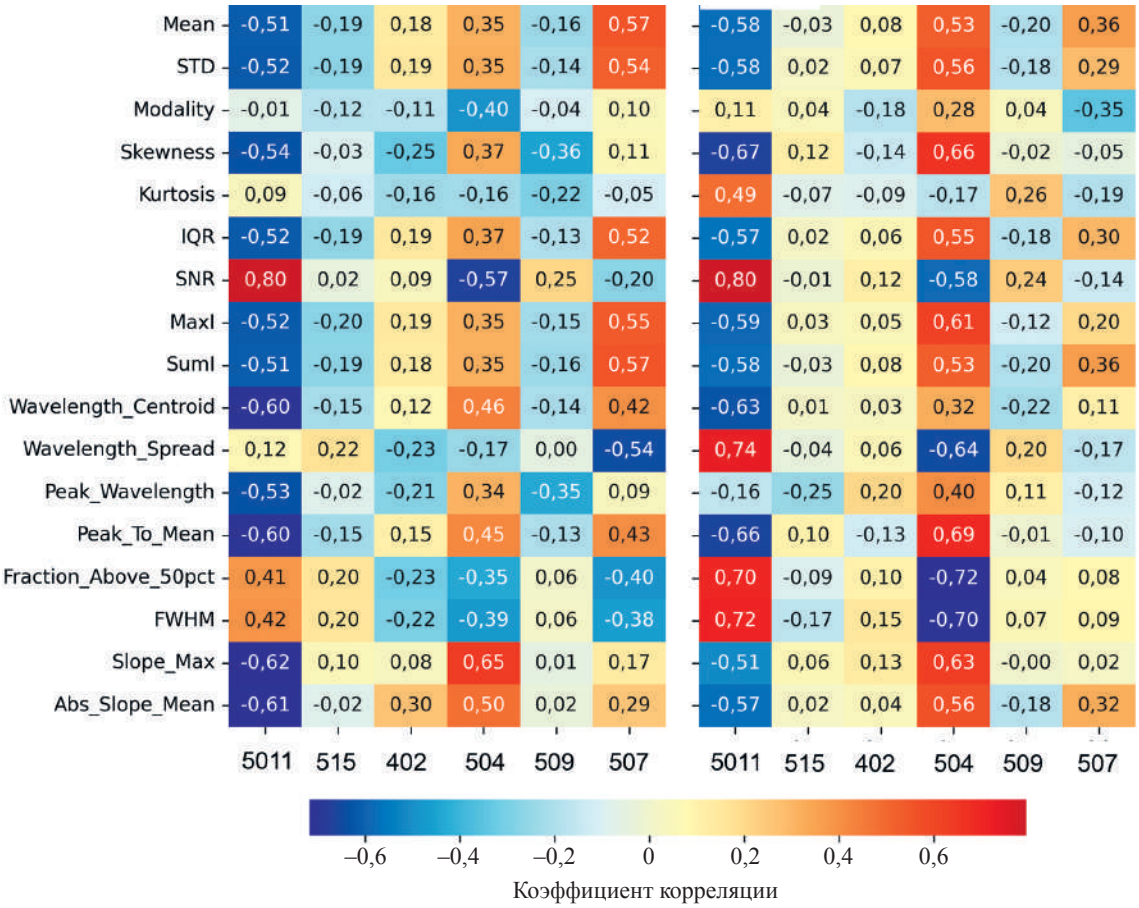

Рис. 6. Коэффициенты корреляции между признаками и величиной дефектов для второго (*a*) и третьего (*b*) спектральных диапазонов

Fig. 6. Correlation coefficients for features and the magnitude of defects for the second (*a*) and third (*b*) spectral ranges

представлены первые 10 наиболее значащих признаков для дефектов (509) и (5011). Видно, что из 10 признаков для обоих дефектов и для всех методов большая часть относилась к третьему диапазону. Самый значимый признак всегда был связан с третьем диапазоном. Стоит отметить, что не во всех случаях самый значимый признак обладал наибольшей корреляцией с величиной дефекта. Так, для дефекта (509) при MID и RFCQ наибольшей значимостью обладал Skewness_3Ch, самая большая корреляция была у Fraction_Above_50pct и FWHM. Это следует учитывать при выборе признаков для машинного обучения.

В результате эксперимента получено, что существенным ограничением данной работы является малое количество спектральных данных. Для более точного анализа требуется проведение большего числа экспериментов по лазерной сварке. Тем не менее имеющиеся данные в первом приближении позволяют установить характерные зависимости между параметрами спектров и величиной дефектов.

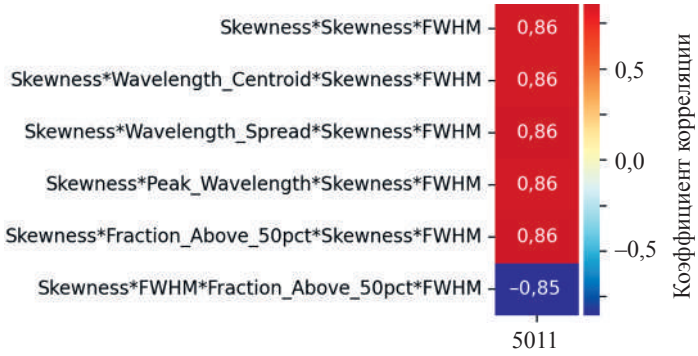

Рис. 7. Коэффициенты корреляции между произведениями признаков и величиной дефекта (5011) для третьего спектрального диапазона

Fig.7. Correlation coefficients between the multiplication of features and the magnitude of (5011) defect for the third spectral range

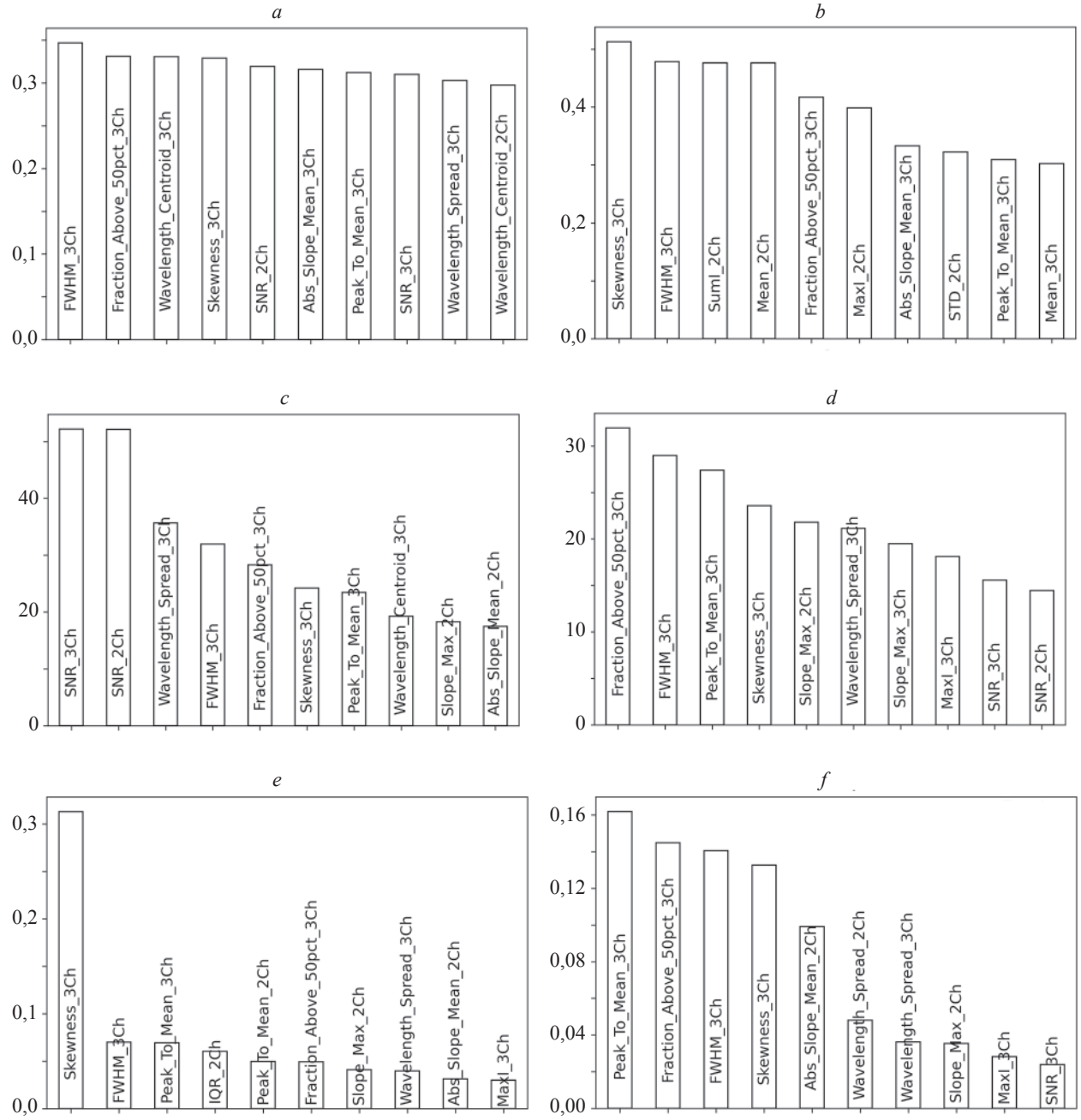

Рис. 8. Наиболее значащие 10 признаков, определенных при помощи метода минимальной избыточности-максимальной релевантности для дефектов кодов 5011 (*a*, *c*, *e*) и 509 (*b*, *d*, *f*) при методах MID (*a*, *b*), FCD (*c*, *d*) и RFCQ (*e*, *f*)

Fig. 8. Ten most significant features identified using the “minimum redundancy-maximum relevance” method

Заключение

В работе выполнен анализ зависимостей между параметрами дефектов сварного шва и спектрами эмиссии плазмы, образующейся в ходе лазерной сварки. Спектральные характеристики измерялись в трех спектральных диапазонах: 205–330 нм, 320–480 нм, 465–710 нм. Полезный сигнал присутствовал только во втором и третьем диапазонах. Корреляционный анализ между параметрами дефектов и интенсивностью на различных длинах волн показал, что коэффициенты корреляции не превышали 0,65. С другой стороны, использование дополнительных статистических (среднее и максимальное значение, коэффициент эксцесса, отношение сигнала к шуму), спектральных (спектральный разброс, спектральный центройд, полная ширина спектра на половине высоты) и произведений признаков позволило увеличить коэффициент корреляции до 0,85. При этом наибольшая корреляция наблюдалась в третьем спектральном диапазоне для дефектов «непрерывный подрез» и «протек». Кроме того, большая значимость третьего спектрального диапазона была показана при помощи алгоритма, основанного на принципе минимальной избыточности-максимальной релевантности.

Данная работа является одним из этапов на пути разработки датчика, используемого для анализа про-

цесса лазерной сварки сталей в системах с замкнутой обратной связью в машиностроительной промышленности. Наличие корреляции между параметрами некоторых дефектов и значениями признаков, может быть использовано в моделях классификации и регрессии с использованием машинного обучения, которые будут интегрированы в программное обеспечение разрабатываемого датчика. Также стоит отметить, что на этом этапе данные результаты применимы именно для стали 09Г2С при стыковой сварке двух пластин. Масштабирование результатов работы также является одной из задач дальнейших исследований.

Литература

1. Klimpel A. Review and analysis of modern laser beam welding processes // Materials. 2024. V. 17. N 18. P. 4657. doi: 10.3390/ma17184657
2. Katayama S., Kawahito Y., Mizutani M. Elucidation of laser welding phenomena and factors affecting weld penetration and welding defects // Physics Procedia. 2010. V. 5. Part B. P. 9–17. doi: 10.1016/j.phpro.2010.08.024
3. Wu D., Zhang P., Yu Z., Gao Y., Zhang H., Chen H., et al. Progress and perspectives of in-situ optical monitoring in laser beam welding: Sensing, characterization and modeling // Journal of Manufacturing Processes. 2022. V. 75. P. 767–791. doi: 10.1016/j.jmapro.2022.01.044
4. Khan S.R., Sharma B., Chawla P.A., Bhatia R. Inductively coupled plasma optical emission spectrometry (ICP-OES): a powerful analytical technique for elemental analysis // Food Analytical Methods. 2022. V. 15. N 3. P. 666–668. doi: 10.1007/s12161-021-02148-4
5. Valdiande J.J., Martínez-Minchero M., Cobo A., Lopez-Higuera J.M., Mirapeix J. On-line monitoring and defect detection of arc-welding via plasma optical spectroscopy and LIBS // Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy. 2022. V. 194. P. 106474. doi: 10.1016/j.sab.2022.106474
6. Ferrara M., Ancona A., Lugara P.M., Sibilano M. Online quality monitoring of welding processes by means of plasma optical spectroscopy // Proceedings of SPIE. 2000. V. 3888. P. 750–758. doi: 10.1117/12.377086
7. Li J., Zhang Y., Liu W., Li B., Yin X., Chen C. Prediction of penetration based on plasma plume and spectrum characteristics in laser welding // Journal of Manufacturing Processes. 2022. V. 75. P. 593–604. doi: 10.1016/j.jmapro.2022.01.032
8. Lee S.H., Mazumder J., Park J., Kim S. Ranked feature-based laser material processing monitoring and defect diagnosis using k-NN and SVM // Journal of Manufacturing Processes. 2020. V. 55. P. 307–316. doi: 10.1016/j.jmapro.2020.04.015
9. Darwish A., Persson M., Ericson S., Ghasemi R., Salomonsson K. Weld defect detection in laser beam welding using multispectral emission sensor features and machine learning // Sensors. 2025. V. 25. N 16. P. 5120. doi: 10.3390/s25165120
10. Zhang Y., You D., Gao X., Zhang N., Gao P.P. Welding defects detection based on deep learning with multiple optical sensors during disk laser welding of thick plates // Journal of Manufacturing Systems. 2019. V. 51. P. 87–94. doi: 10.1016/j.jmsy.2019.02.004
11. Tsai Y.A., Lo Y.-L., Raza M.M., Saleh A.N., Chuang T.-C., Chen C.-Y., et al. Optimization of lap-joint laser welding parameters using high-fidelity simulations and machine learning mode // Journal of Materials Research and Technology. 2023. V. 24. P. 6876–6892. doi: 10.1016/j.jmrt.2023.04.256
12. Sedgwick P. Pearson's correlation coefficient // BMJ. 2012. V. 345. P. e4483. doi: 10.1136/bmj.e4483
13. Zhang Y., Gao X., You D., Zhang N. Data-driven detection of laser welding defects based on real-time spectrometer signals // IEEE Sensors Journal. 2019. V. 19. N 20. P. 9364–9373. doi: 10.1109/JSEN.2019.2927268
14. Sun D.-W. Hyperspectral Imaging for Food Quality Analysis and Control. Elsevier, 2010. 496 p.
15. Teague R., Foreman-Mackey D. A robust method to measure centroids of spectral lines // Research Notes of the AAS. 2018. V. 2. N 3. P. 173. doi: 10.3847/2515-5172/aae265
16. Bruncko J., Uherek F., Michalka M. Monitoring of laser welding processes by optical emission spectroscopy // Proceedings of SPIE. 2003. V. 5036. P. 57–62. doi: 10.1117/12.498245
17. Zhao W., Du S. Spectral–spatial feature extraction for hyperspectral image classification: A dimension reduction and deep learning approach // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2016. V. 54. N 8. P. 4544–4554. doi: 10.1109/tgrs.2016.2543748

References

1. Klimpel A. Review and analysis of modern laser beam welding processes. *Materials*, 2024, vol. 17, no. 18, pp. 4657. doi: 10.3390/ma17184657
2. Katayama S., Kawahito Y., Mizutani M. Elucidation of laser welding phenomena and factors affecting weld penetration and welding defects. *Physics Procedia*, 2010, vol. 5, part B, pp. 9–17. doi: 10.1016/j.phpro.2010.08.024
3. Wu D., Zhang P., Yu Z., Gao Y., Zhang H., Chen H., et al. Progress and perspectives of in-situ optical monitoring in laser beam welding: Sensing, characterization and modeling. *Journal of Manufacturing Processes*, 2022, vol. 75, pp. 767–791. doi: 10.1016/j.jmapro.2022.01.044
4. Khan S.R., Sharma B., Chawla P.A., Bhatia R. Inductively coupled plasma optical emission spectrometry (ICP-OES): a powerful analytical technique for elemental analysis. *Food Analytical Methods*, 2022, vol. 15, no. 3, pp. 666–668. doi: 10.1007/s12161-021-02148-4
5. Valdiande J.J., Martínez-Minchero M., Cobo A., Lopez-Higuera J.M., Mirapeix J. On-line monitoring and defect detection of arc-welding via plasma optical spectroscopy and LIBS. *Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy*, 2022, vol. 194, pp. 106474. doi: 10.1016/j.sab.2022.106474
6. Ferrara M., Ancona A., Lugara P.M., Sibilano M. Online quality monitoring of welding processes by means of plasma optical spectroscopy. *Proceedings of SPIE*, 2000, vol. 3888, pp. 750–758. doi: 10.1117/12.377086
7. Li J., Zhang Y., Liu W., Li B., Yin X., Chen C. Prediction of penetration based on plasma plume and spectrum characteristics in laser welding. *Journal of Manufacturing Processes*, 2022, vol. 75, pp. 593–604. doi: 10.1016/j.jmapro.2022.01.032
8. Lee S.H., Mazumder J., Park J., Kim S. Ranked feature-based laser material processing monitoring and defect diagnosis using k-NN and SVM. *Journal of Manufacturing Processes*, 2020, vol. 55, pp. 307–316. doi: 10.1016/j.jmapro.2020.04.015
9. Darwish A., Persson M., Ericson S., Ghasemi R., Salomonsson K. Weld defect detection in laser beam welding using multispectral emission sensor features and machine learning. *Sensors*, 2025, vol. 25, no. 16, pp. 5120. doi: 10.3390/s25165120
10. Zhang Y., You D., Gao X., Zhang N., Gao P.P. Welding defects detection based on deep learning with multiple optical sensors during disk laser welding of thick plates. *Journal of Manufacturing Systems*, 2019, vol. 51, pp. 87–94. doi: 10.1016/j.jmsy.2019.02.004
11. Tsai Y.A., Lo Y.-L., Raza M.M., Saleh A.N., Chuang T.-C., Chen C.-Y., et al. Optimization of lap-joint laser welding parameters using high-fidelity simulations and machine learning mode. *Journal of Materials Research and Technology*, 2023, vol. 24, pp. 6876–6892. doi: 10.1016/j.jmrt.2023.04.256
12. Sedgwick P. Pearson's correlation coefficient. *BMJ*, 2012, vol. 345. pp. e4483. doi: 10.1136/bmj.e4483
13. Zhang Y., Gao X., You D., Zhang N. Data-driven detection of laser welding defects based on real-time spectrometer signals. *IEEE Sensors Journal*, 2019, vol. 19, no. 20, pp. 9364–9373. doi: 10.1109/JSEN.2019.2927268
14. Sun D.-W. *Hyperspectral Imaging for Food Quality Analysis and Control*. Elsevier, 2010, 496 p.
15. Teague R., Foreman-Mackey D. A robust method to measure centroids of spectral lines. *Research Notes of the AAS*, 2018, vol. 2, no. 3, pp. 173. doi: 10.3847/2515-5172/aae265
16. Bruncko J., Uherek F., Michalka M. Monitoring of laser welding processes by optical emission spectroscopy. *Proceedings of SPIE*, 2003, vol. 5036, pp. 57–62. doi: 10.1117/12.498245
17. Zhao W., Du S. Spectral–spatial feature extraction for hyperspectral image classification: A dimension reduction and deep learning approach. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, vol. 54, no. 8, pp. 4544–4554. doi: 10.1109/tgrs.2016.2543748

18. Peng H., Long F., Ding C. Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2005. V. 27. N 8. P. 1226–1238. doi: 10.1109/TPAMI.2005.159

18. Peng H., Long F., Ding C. Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, vol. 27, no. 8, pp. 1226–1238. doi: 10.1109/TPAMI.2005.159

Авторы

Гресько Владислав Романович — кандидат технических наук, младший научный сотрудник, ассистент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, SC 57211848411, https://orcid.org/0000-0003-3308-6034, gresko.97@mail.ru

Долгополов Артур Джуракулович — инженер, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, https://orcid.org/0000-0002-9548-791X, addolgopolov@itmo.ru

Соколов Михаил Сергеевич — PhD, ведущий научный сотрудник, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, SC 56994304500, https://orcid.org/0000-0003-4413-3676, mikhail.sokolov@itmo.ru

Authors

Vladislav R. Gresko — PhD, Researcher, Assistant, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, SC 57211848411, https://orcid.org/0000-0003-3308-6034, gresko.97@mail.ru

Arthur D. Dolgopolov — Engineer, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, https://orcid.org/0000-0002-9548-791X, addolgopolov@itmo.ru

Mikhail S. Sokolov — PhD, Senior Assistant, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, SC 56994304500, https://orcid.org/0000-0003-4413-3676, mikhail.sokolov@itmo.ru

Статья поступила в редакцию 08.10.2025
Одобрена после рецензирования 10.08.2026
Принята к печати 19.09.2026

Received 08.10.2025
Approved after reviewing 10.08.2026
Accepted 19.09.2026

Работа доступна по лицензии
Creative Commons
«Attribution-NonCommercial»