УДК 004.42; 004.932.4; 004.89 doi: 10.15827/0236-235X.151.513-523 2025. Т. 38. № 3. С. 513–523

Интеллектуальная поддержка принятия решений по устранению дефектов поверхности листового проката

С.А. Климачев [1]✉, Н.А. Соловьев [1]

[1] Оренбургский государственный университет, г. Оренбург, 460018, Россия

Ссылка для цитирования
Климачев С.А., Соловьев Н.А. Интеллектуальная поддержка принятия решений по устранению дефектов поверхности листового проката // Программные продукты и системы. 2025. Т. 38. № 3. С. 513–523. doi: 10.15827/0236-235X.151.513-523
Информация о статье
Группа специальностей ВАК: 2.3.1
Поступила в редакцию: 14.10.2024 После доработки: 08.12.2024 Принята к публикации: 23.12.2024

Аннотация. В технологическом процессе металлопроката важной задачей является своевременное выявление производственно-технических дефектов и определение причин их возникновения. Для ее решения контур управления технологическим процессом оснащается программно-техническими средствами оптико-электронных систем компьютерного зрения. В работе предлагается структура такой системы со средствами интеллектуальной поддержки принятия решений. Система позволяет осуществлять контроль качества поверхности проката, выполнять оценку влияния факторов внешней среды. Кроме того, на основе анализа текущего состояния технологического процесса она рекомендует оператору прокатного стана коррекцию исходных параметров прокатки. Для описания изображения проката использована модель двумерного случайного поля яркости в виде суммы стационарного поля, характеризующего текстурную компоненту, и медленно меняющегося поля области возможного дефекта. Область дефекта представлена векторной моделью, содержащей геометрические, гистограммные и спектральные признаки изображения. Распознавание дефектов осуществляется многослойным нейросетевым классификатором, обученным по алгоритму обратного распространения ошибки. В случае идентификации дефектов выполняется оценка влияния факторов внешней среды на их возникновение на основе модифицированного метода анализа иерархий и продукционной модели выбора решения. Для устранения выявленных дефектов осуществляется поддержка принятия решений по коррекции технологических параметров проката посредством нахождения Парето-оптимального множества. Оно включает альтернативы параметров прокатки с учетом текущего состояния технологического процесса. Сужение найденного множества позволяет выделить такие параметры прокатки, которым будут соответствовать оптимальные уровни дефектности по каждому выявленному устранимому типу дефекта. Тестирование прототипа разработанной системы с интеллектуальной поддержкой принятия решений по управлению процессом устранения поверхностных дефектов проката показало сводную оценку качества устранения дефектов типа «плена», «царапина» и «мятость» в интервале 65–75 %.

Ключевые слова: интеллектуальная поддержка решений, компьютерное зрение, оптико-электронная система, поверхностные дефекты, нейронные сети, Парето-оптимальное множество

Введение. Применение продукции листового металлопроката в высокотехнологичных и стратегически важных отраслях промышленности предъявляет высокие требования к ее качеству. В то же время переход к тонколистовому прокату цветных металлов и использование прокатного оборудования за пределами проектных возможностей валкового обжатия, износ оборудования прокатного стана и человеческий фактор приводят к росту производственно-технических дефектов. Это обусловливает необходимость совершенствования контура управления технологическим процессом прокатки посредством оснащения существующих программно-технических средств *оптико-электронной системы компьютерного зрения* (ОЭСКЗ) *средствами интеллектуальной поддержки принятия решений* (СИППР) по устранению дефектов поверхности листового проката в процессе производства.

С учетом неоднородности факторов внешней среды, влияющих на процесс, и необходимости оперативного реагирования в случае их проявления приобретает актуальность внедрение систем, позволяющих осуществлять контроль качества продукции, анализ воздействий внешней среды на прокатку металла, поддержку принятия решений оператора прокатного стана по корректировке технологических параметров с целью устранения части дефектов проката на этапе реверсных прогонов.

Целью исследования является разработка и программная реализация моделей и алгоритмов интеллектуальной поддержки принятия решений по корректировке технологических параметров прокатки с учетом воздействия факторов внешней среды на основе анализа качества поверхности листового металлопроката.

Новизна исследования состоит в комбинации методов цифровой обработки изображений, нейросетевого анализа, многокритериального выбора альтернатив и построения оптимального множества для решения задачи поддержки принятия управленческих решений.

Данные, полученные с помощью разработанной системы, могут быть использованы для оценки дефектности листового проката и устранения поверхностных дефектов продукции при помощи повышения точности изменения технологических параметров прокатки.

Современное состояние предметной области

Вопрос распознавания поверхностных дефектов листового проката остается актуальным и освещается в исследованиях отечественных и зарубежных ученых. Так, алгоритмы, основанные на сопоставлении геометрических признаков [1], позволяют повысить точность распознавания ряда классов дефектов до 85 %. Заслуживают внимания методы распознавания дефектов листовых материалов, использующие нечеткую логику. В [2] подобный подход показал приемлемый результат для 82 % анализируемых изображений. Высокой достоверностью распознавания характеризуются методы глубокого нейросетевого анализа. Исследования различных архитектур сверточного слоя нейронной сети показали успешное распознавание дефектов проката, близкое к 90 % случаев, [3–5]. Следует также отметить использование систем интеллектуальной поддержки принятия решений для выявления поверхностных дефектов проката, в основе которых лежат алгоритмы нейронечеткой классификации [6]. Достигнутые учеными результаты позволили повысить точность распознавания ряда дефектов. Однако вопрос определения причин возникновения дефектов и выработки рекомендаций по возможному их устранению по-прежнему остается открытым. В исследовании [7] рассматривается подход к регулированию параметров процесса прокатки, основанный на анализе частоты возникновения дефектов, но алгоритм корректировки не анализирует в полной мере условия возникновения дефекта и выполнение задания по количеству реверсных прогонов. Повышение качества проката на основе анализа исторических данных по изменению параметров процесса прокатки предлагается в [8]. Преимуществом решения является выработка рекомендаций по корректировке параметров с целью адаптации технологического процесса к условиям в каждой конкретной ситуации. Но при этом в исследовании не анализируются типы возникающих дефектов, которые также оказывают влияние на настройку параметров. Предлагаемое в данной работе решение позволяет избежать указанных проблем.

Постановка задачи

Технологический процесс прокатки листового металла переходит из одного состояния в другое вследствие изменения оператором прокатного стана параметров технологического процесса $X(t)$:

$X(t) = \langle h_{вых}, v\rangle\ (t)$,

где $h_{вых}$ – толщина ленты проката на выходе из клети; v – значение скорости на выходе из клети.

Под воздействием факторов внешней среды $V(t)$:

$$V(t) = V_1(t) + V_2(t) + V_3(t), \tag{1}$$

где $V_1(t)$ – качество горячекатаной заготовки; $V_2(t)$ – техническое состояние оборудования прокатного стана; $V_3(t)$ – человеческий фактор.

Воздействие факторов (1) способствует возникновению ряда производственно-технических дефектов $D = \{d_1, d_2, \ldots, d_S\}$ металлопроката, вызванных нарушением точности и формы листа, сплошности металла, целостности поверхности.

Каждое состояние S_i процесса можно описать четверкой вида

$$S_i = \langle p, W, h_{вых}, L\rangle, \tag{2}$$

где $p = \left\langle h^*, v \right\rangle$ – пара, характеризующая параметры технологического процесса; h^* – скорость изменения толщины ленты проката, равная отношению нового значения толщины h_{new} к предыдущему h_{prev}; v – значение скорости на выходе из клети; W – вектор оценки влияния факторов внешней среды $V(t)$; $h_{вых}$ – толщина ленты проката на выходе из клети; L – вектор значений уровней дефектности проката по каждому типу дефекта.

Уровень дефектности $L^{d_k}(Y)$ по типу дефекта d_k определяется по формуле

$$L^{d_k}(Y) = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\left(\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\left(\frac{y_{ij}^{(T)}}{y_i^{(H)}} - 1\right)\right), \tag{3}$$

где $y_{ij}^{(T)}$ – значение i-го признака j-й области дефекта типа d_k текущего изображения ленты проката; $y_i^{(H)}$ – значение i-го признака текстурной компоненты изображения ленты проката; M – количество признаков изображения; N – количество областей дефекта типа d_k.

При этом существует ограниченное число возможных переходов из текущего состояния в новое. Изменение параметров процесса необходимо осуществлять так, чтобы при стремлении количества переходов процесса к некоторому заданному значению M_T было достигнуто конечное состояние, характеризующееся требуемой толщиной $h_{треб}$ проката и минимальным уровнем дефектности по каждому типу поверхностных дефектов:

$$\begin{cases} \underset{i \to M_T}{S_i} : h_{вых} = h_{треб}, L^{d_k}(Y) \to \min, \\ X^* = f(A_p, Y, V), \end{cases} \quad (4)$$

где $f(A_p, Y, V)$ – алгоритм определения оптимального вектора X^* значений параметров прокатки из множества альтернатив A_p для текущего качества Y проката, формирующегося под влиянием V факторов внешней среды.

На основе анализа факторов $V(t)$, влияющих на технологический процесс, можно оперативно устранить или свести к минимуму число дефектов проката, обеспечив требуемый уровень качества продукции.

Для адаптации технологического процесса прокатки к воздействиям внешней среды предлагается дополнить существующий контур прокатного стана с ОЭСКЗ СИППР (рис. 1) по управлению процессом устранения поверхностных дефектов проката.

На основе полученных изображений и данных АСУ технологического процесса прокатного стана ОЭСКЗ+СИППР будет информировать оператора стана о степени влияния факторов $V(t)$ на технологический процесс, осуществлять контроль качества листового проката и рекомендовать оператору параметры прокатки с учетом текущего состояния S_i процесса.

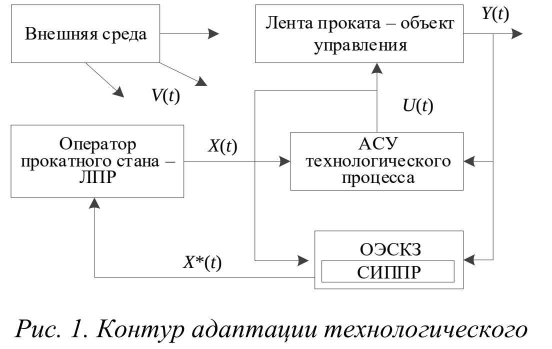

Рис. 1. Контур адаптации технологического процесса прокатки к воздействиям внешней среды

Fig. 1. Adaptation contour of the rolling process to environmental influences

Разработка решения

На рисунке 2 представлена структура ОЭСКЗ+СИППР. ОЭСКЗ осуществляет сканирование поверхности проката и при наличии дефектов выполняет их идентификацию. На основе полученной информации о выявленных дефектах и значений управляемых переменных АСУ технологического процесса прокатного стана с помощью метода многокритериального выбора и продукционных правил выполняется анализ воздействия факторов внешней среды на технологический процесс прокатки.

Разработанная ОЭСКЗ реализует методику классификации дефектов проката, которая базируется на последовательном решении четырех задач: получение изображения, его преобразование, выделение признаков области дефекта и их анализ.

Первая задача предполагает ввод изображения с помощью существующего цифрового устройства. Цифровое изображение представлено в виде дискретной двумерной функции $I(x, y)$, значение которой в каждой точке плоскости с координатами (x, y) определяет яркость (интенсивность) изображения в этой точке.

Изображение непрерывно формируется в памяти высокочувствительной линейной камеры, охватывающей всю ширину проката и выполняющей построчное сканирование поверхности. Использование линейного сканирования позволяет избежать необходимости обеспечения перекрытия последовательных кадров и их программного совмещения. Поскольку камера представляет собой линейную решетку оптических датчиков, считывающих данные в горизонтальном направлении по отношению к формируемому изображению, ширина объектов на изображении будет определяться фокусным расстоянием камеры и расстоянием от поверхности проката до сканирующего датчика. Длина объекта изображения будет зависеть от скорости движения проката относительно неподвижной камеры: при высокой скорости изображение получится сжатым, при замедленном движении – растянутым. Сформированное изображение считается корректным, если соотношение ширины и длины считанного объекта равно единице, то есть в том случае, когда отображение очередной линии происходит при смещении поверхности проката, равном длине проецируемого пикселя. Ввиду колебаний скорости прокатки необходимо управлять подсистемой захвата изображений. Подобное реше-

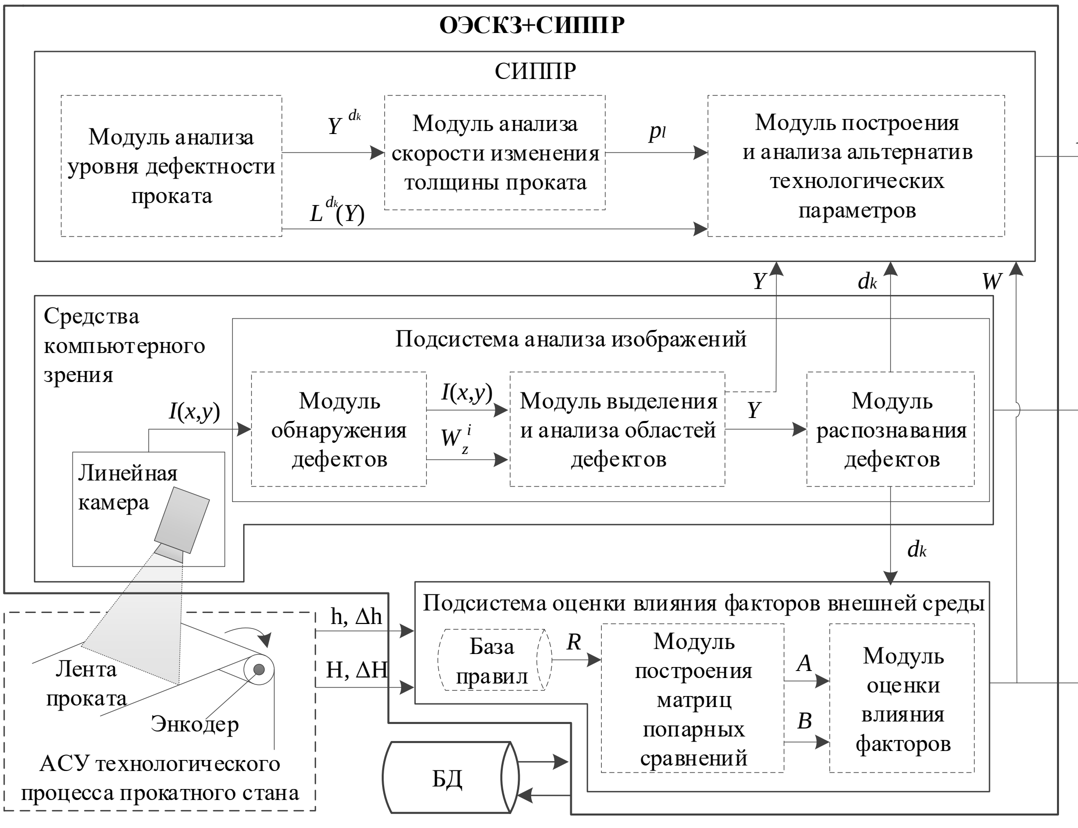

Рис. 2. Структура ОЭСКЗ+СИППР

Fig. 2. Structure of OECVS with IDSS

ние возможно за счет использования преобразователя угловых перемещений (энкодера), который обеспечивает синхронизацию захвата пикселей со скоростью движения проката, гарантируя постоянство соотношения размеров объектов по всей длине отсканированного изображения.

Решение задачи преобразования осуществляется модулем обнаружения дефектов. Преобразование изображения подразумевает изменение его яркостных характеристик и представление в виде, удобном для дальнейшей обработки. Для описания изображения $I(x, y)$ поверхности проката в работе использована модель двумерного случайного поля яркости в виде суммы стационарного поля $I_t(x, y)$, характеризующего текстурную компоненту, и медленно меняющегося поля $I_d(x, y)$ дефектов вида

$$I(x, y) = I_t(x, y) + I_d(x, y). \quad (5)$$

Анализ статистических свойств коэффициентов вейвлет-разложения [9] свидетельствует, что наборы детализирующих коэффициентов вейвлет-преобразования изображения на каждом i-м уровне разложения представляют собой случайные двумерные некоррелированные поля с нулевым средним, а аппроксимирующие вейвлет-коэффициенты – кусочно-непрерывное поле с заданными свойствами. В соответствии с этим выражение (5) можно представить в виде

$$\begin{aligned} I(x,y) = &\sum_{j=-\infty}^{\infty}\sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j,k}\phi\phi(x,y) + \\ +&\sum_{i=0}^{\infty}\sum_{j=-\infty}^{\infty}\sum_{k=-\infty}^{\infty}(w^i_{1j,k}\phi\psi^i_{j,k}(x,y) + \\ &+ w^i_{2j,k}\psi\phi^i_{j,k}(x,y) + w^i_{3j,k}\psi\psi^i_{j,k}(x,y)), \end{aligned} \quad (6)$$

где $c_{j,k}$ – аппроксимирующие вейвлет-коэффициенты; $w^i_{1j,k}$, $w^i_{2j,k}$, $w^i_{3j,k}$ – детализирующие вейвлет-коэффициенты, характеризующие объекты распознавания по горизонтали LH, вертикали HL и диагонали HH на i-м уровне вейвлет-разложения изображений.

В качестве базисного вейвлета обычно используется функция с компактным носителем, например, модулированные импульсами синусоиды или функции со скачками уровня. Основными критериями выбора вейвлет-базиса для обработки цифровых изображений являются ортогональность, симметричность и пространственная локализация, которые определяют возможность точного восстановления сигнала после преобразования, способность корректного определения формы и ориентации объектов изображения и их координат. В данной работе в качестве базисной функции выбран вейвлет Хаара, который обладает требуемыми свойствами.

Преимуществом модели (6) является инвариантное, компактное представление, которое дает возможность учитывать локальные особенности изображений и может быть использовано для выделения контуров, идентификации дефектов и для формирования признаков изображения с целью их дальнейшего использования на этапе классификации.

Наличие технологической смазки (эмульсии) на поверхности листа способствует пространственному зашумлению изображения проката. Шумовая составляющая остается и при вейвлет-преобразовании с практически одинаковой дисперсией на всех уровнях разложения. Для подавления шума в области вейвлет-коэффициентов применяют алгоритмы фильтрации. Пространственную фильтрацию необходимо выполнять таким образом, чтобы не устранить мелкие детали изображения, амплитуда которых соизмерима с шумом. Как показано в [9], наилучшие результаты шумоподавления вейвлет-коэффициентов достигаются с использованием медианного фильтра:

$$W^i_{z(\Phi)}(x,y) = med\left\{W^i_z(x+m, y+n) : m = \right.$$
$$\left. = \{-1,0,1\}; n = \{-1,0,1\}\right\},$$

где W^i_z – матрицы вейвлет-коэффициентов до применения фильтра; $W^i_{z(\Phi)}$ – матрицы отфильтрованных вейвлет-коэффициентов; $i = \{1, 2, 3\}$ – уровень вейвлет-преобразования; $z = \{LH, HL, HH\}$ – направления вейвлет-преобразований.

За идентификацию дефектов и уточнение их границ отвечает модуль выделения и анализа областей дефектов. Данные операции осуществляются посредством бинаризации матриц $W^i_{z(\text{Б})}$ вейвлет-коэффициентов $W^i_{z(\Phi)}$ по динамическому порогу T^i_z:

$$W^i_{z(\text{Б})}(x,y) = \begin{cases} 1, W^i_{z(\Phi)}(x,y) \ge T^i_z, \\ 0, W^i_{z(\Phi)}(x,y) < T^i_z, \end{cases}$$

$$T^i_z = 3\sqrt{\frac{1}{q}\sum_{x=1}^{q}\sum_{y=1}^{q}(W^i_{z(\Phi)}(x,y) - \overline{W^i_{z(\Phi)}})^2},$$

где $\overline{W^i_{z(\Phi)}}$ – среднее значение вейвлет-коэффициентов на уровне i по направлению z; q – размерность матриц $W^i_{z(\Phi)}$; $q = \frac{n}{2^i}$, $n = 1024$ – величина длины/ширины кадра изображения.

Согласно [9], для полного проявления дефектов достаточно трех уровней вейвлет-разложения, причем неустранимые дефекты выявляются уже на первом. В случае подтверждения идентификации дефекта выполняется слияние бинаризованных матриц $W^i_{z(\text{Б})}$ для формирования области дефекта $Map(x, y)$ в масштабе исходного изображения:

$$Map(x,y) = \bigcup_{i=1}^{3}\bigcup_{z\in\{LH,HL,HH\}} W^i_{z(\text{Б})}\left(\left\lfloor\frac{x}{2^i}\right\rfloor, \left\lfloor\frac{y}{2^i}\right\rfloor\right),$$

и определяются признаки y_i выявленного дефекта d_k.

Формирование признакового пространства необходимо выполнять так, чтобы признаки были наиболее независимы от яркостных и аффинных изменений исследуемых объектов.

Для описания области дефекта использована векторная модель вида

$$Y(t) = \left\{l, h, P_m, S_m, Q_m, k_{\text{зап.}}, k_{\text{окр.}}, k_{\text{прям.}}, k_{\text{пер.}}, m_I, \right.$$
$$\left. \sigma_I, mw^i_z, \sigma w^i_z\right\}(t), \qquad (7)$$

где представлены такие параметры области дефекта, как l – длина, h – ширина, P_m – периметр, S_m – площадь, Q_m – компактность; внесены коэффициенты: $k_{\text{зап.}}$ – заполнения области дефекта; $k_{\text{окр.}}$ – округлости дефекта; $k_{\text{прям.}}$ – прямоугольности дефекта; $k_{\text{пер.}}$ – отношения периметра дефекта к периметру прямоугольника, описанного вокруг области дефекта; учтены также m_I – среднее значение яркости в области дефекта; σ_I – среднеквадратичное отклонение яркости в области дефекта; mw^i_z – средние значения детализирующих вейвлет-коэффициентов i-го уровня разложения по z-му направлению преобразования в области дефекта; σw^i_z – среднеквадратичное отклонение детализирующих вейвлет-коэффициентов i-го уровня разложения по z-му направлению преобразования в области дефекта.

Для минимизации вычислений и повышения точности классификации в модель (7) включены только те геометрические, гистограммные и спектральные признаки второго и третьего порядка, которые непосредственно связаны с объектом распознавания и не учитывают текстурную составляющую исходного изображения. Данные признаки характеризуют качество проката, и их значения могут быть использованы для оценки уровня дефектности продукции (3).

В настоящее время получили развитие подходы к классификации изображений, основанные на использовании вейвлет-преобразования [10], анализа и сопоставления геометрических признаков дефектов [1], сверточных нейронных сетей [11]. Несмотря на значительный научно-практический опыт в области классификации дефектов вопрос выбора метода классификации по-прежнему актуален ввиду разнообразия и особенностей прикладных задач. Для распознавания дефектов листового проката в работе использован классификатор на базе многослойной нейронной сети, обученной по алгоритму обратного распространения ошибки.

Информация о выявленных типах дефектов наряду со значениями управляемых переменных АСУ технологического процесса прокатного стана является входными данными для подсистемы оценки влияния факторов внешней среды. Приведем анализ трех групп дефектов, обусловленных нарушением точности и формы листа, сплошности металла, целостности поверхности проката. В работе рассмотрены семь типов дефектов (см. табл. 1), относящихся к перечисленным группам.

Точность прокатки оценивается продольной и поперечной разнотолщинностью, которые характеризуются коэффициентом выравнивания K:

$$K = \frac{\Delta H / H}{\delta h / h},$$

где H – средняя толщина горячекатаной заготовки; ΔH – изменение толщины горячекатаной заготовки на выходе из клети; h – средняя толщина листа после холодной прокатки; δh – изменение толщины холоднокатаного листа на выходе из клети:

$$\delta h = \frac{\Delta P}{(M_K + M_П)},$$

где ΔP – изменение усилия прокатки за счет изменения различных параметров процесса, кроме толщины полосы; M_K – жесткость клети; $M_П$ – жесткость полосы.

В продольном направлении на коэффициент выравнивания оказывают влияние колебания натяжения, всплывание подшипников, биение валков, жесткость клети и полосы.

Таблица 1

Производственно-технические дефекты листового проката

Table 1

Production and technical defects in sheet rolling

Дефект	Описание	Причина образования
Риска	Механическое повреждение листа в виде канавки без выступа кромок	Царапание поверхности изношенной прокатной арматурой
Царапина	Углубление неправильной формы и произвольного направления	Механическое повреждение выступающими частями оборудования, застрявшими обрывками металла
Накол	Механические повреждения на поверхности полос или листов в виде мелких острых углублений, отпечатков или рисок	Попадание на полосу мелких металлических или инородных частиц от тянущих роликов при заправке
Отпечатки	Углубления или выступы, расположенные по всей поверхности или на отдельных ее участках (могут повторяться периодически)	Выступы и углубления на прокатных валках или роликах, износ поверхности валков
Раскатанная трещина	Разрыв металла	Раскатка продольной или поперечной трещины слитка
Прокатная плена	Отслоение металла языкообразной формы, которое соединено с поверхностью одной стороной	Раскатка рванин, подрезов, сильная выработка валков
Полосы нагартовки	Параллельные светлые полосы, расположенные поперек направления прокатки	Повышенная неравномерность деформации, обусловленная автоколебаниями валков

Поперечная разнотолщинность является определяющим признаком плоскостности (планшетности) полосы проката. Плоскостность во многом зависит от горячекатаного подката: при тонколистовой прокатке форма и дефекты заготовки будут унаследованы полосой. Кроме того, нарушение плоскостности может быть связано с прогибом, износом или упругим сплющиванием валков клети и натяжением полосы. Для выравнивания полосы по длине допускается изменение K от 1,6 до 0,6, планшетность полосы достигается при $K = 1$ в поперечном направлении:

$$K = \frac{\Delta H / H}{\Delta h / h},$$

где H – фактическая толщина в одной из точек; $H + \Delta H$ – толщина полосы в какой-либо другой точке; h и $h + \Delta h$ – значения в тех же точках после прокатки соответственно.

Дефектов данной группы можно избежать посредством регулировки прокатного оборудования или повышения точности изменения технологических параметров прокатки. Нарушение сплошности листового проката является в основном следствием плохого качества металла исходной заготовки. Другие случаи возникновения подобных дефектов связаны с нарушением процесса прокатки (например, нарушением профилировки валков).

Дефекты поверхности листового проката являются наиболее распространенными и могут возникать из-за износа оборудования прокатного стана (зачастую такие дефекты имеют периодический характер и повторяются по всей длине полосы) или вследствие человеческого фактора (например, при выборе неверных параметров технологического процесса проката).

Таким образом, существует некоторая взаимосвязь между факторами внешней среды $V_i(t)$ и следствием их влияния E на технологический процесс прокатки.

Для оценки степени влияния факторов $V(t)$ в работе использован модифицированный метод анализа иерархий с использованием продукционных правил для сравнения альтернатив по предложенным критериям.

Пусть в качестве альтернатив выступают факторы внешней среды, множество критериев включает элементы: K_1 – тип дефекта «риска», K_2 – тип дефекта «царапина», K_3 – тип дефекта «накол», K_4 – тип дефекта «отпечатки», K_5 – тип дефекта «раскатанная трещина», K_6 – тип дефекта «прокатная плена», K_7 – тип дефекта «полосы нагартовки», K_8 – периодичность дефекта, K_9 – продольная разнотолщинность полосы, K_{10} – нарушение плоскостности полосы, а матрица попарных сравнений для критериев имеет вид, представленный на рисунке 3.

Заполнение матрицы сравнения альтернатив по критериям осуществляется на основе базы продукционных правил (рис. 4).

После заполнения матриц для каждого критерия выполняется их нормировка: значение в каждом столбце делится на сумму его значений. Далее для каждой матрицы находятся средние значения по каждой строке. С точки зрения соответствия отдельным критериям получаются вектор-столбец весов критериев по цели и матрица весовых коэффициентов альтернатив. Произведение матрицы на вектор даст вектор W значений весов альтернатив относительно критериев (http://www.swsys.ru/uploaded/image/2025-3/12.jpg).

Если в соответствии с полученными результатами W выявленный дефект относится к категории устранимых, СИППР рекомендуют оператору прокатного стана такое изменение технологических параметров прокатки, которое будет оптимальным в текущем состоянии процесса.

Определение набора параметров прокатки осуществляется через нахождение связанного

	К1	К2	К3	К4	К5	К6	К7	К8	К9	К10
К1	1	0,5	1	0,333	0,25	0,5	1	0,25	0,333	0,333
К2	2	1	1	0,333	0,25	0,5	1	0,25	0,333	0,333
К3	1	1	1	0,333	0,25	1	1	0,5	0,333	0,333
К4	3	3	3	1	0,25	1	1	0,25	1	1
К5	4	4	4	4	1	4	4	2	3	3
К6	2	2	1	1	0,25	1	1	1	2	2
К7	1	1	1	1	0,25	1	1	1	1	1
К8	4	4	2	4	0,5	1	1	1	4	4
К9	3	3	3	1	0,3..	0,5	1	0,25	1	1
К10	3	3	3	1	0,3..	0,5	1	0,25	1	1

Рис. 3. Матрица попарных сравнений критериев

Fig. 3. Pairwise comparison matrix for criteria

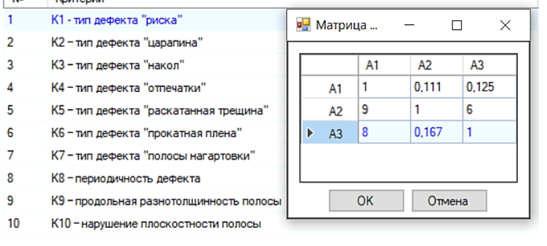

Рис. 4. Матрица попарного сравнения альтернатив для критерия K_1

Fig. 4. Pairwise comparison matrix for K_1 criterion alternatives

с ним оптимального множества уровней дефектности $L^{d_k}(Y)$ по всем выявленным устранимым типам дефектов. Алгоритм реализации включает два этапа.

На первом этапе для каждого выявленного типа дефекта d_k вычисляется среднее значение признаков $\bar{y}_i^{(T)} = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} y_{ij}^{(T)}$ всех областей дефекта и формируется вектор $\bar{Y}^{(d_k)}$ (включает тип дефекта, суммарные площадь и периметр дефекта, компактность области дефекта, средние значения признаков $\bar{y}_i^{(T)}$). Вектор подается на вход модуля анализа скорости изменения толщины проката, использующего вероятностную нейронную сеть. Ее выходным значением являются пары $p = \langle h^*, v\rangle$. С учетом усредненного способа формирования входных векторов выбираются все пары, вероятность которых превышает заданный порог, определяемый в настройках модуля, а не только образцы с максимальной вероятностью.

На втором этапе модулем построения и анализа альтернатив технологических параметров из $\bar{Y}^{(d_k)}$ и p формируется матрица вида

$$\begin{pmatrix} p_1 & p_1 & p_1 & p_1 & p_2 & p_2 & p_2 & p_2 & \cdots & p_R & p_R & p_R & p_R \\ \bar{Y}^{(d_1)} & \bar{Y}^{(d_2)} & \dots & \bar{Y}^{(d_S)} & \bar{Y}^{(d_1)} & \bar{Y}^{(d_2)} & \dots & \bar{Y}^{(d_S)} & \dots & \bar{Y}^{(d_1)} & \bar{Y}^{(d_2)} & \dots & \bar{Y}^{(d_S)} \end{pmatrix},$$

которая позволяет оценить влияние параметров, полученных для одного типа дефектов, на другие выявленные типы d_k. Затем для каждой пары $\left\langle p_l, \bar{Y}^{(d_k)} \right\rangle$ на основе нейронной сети осуществляется прогноз уровня дефектности и формируется набор альтернатив, включающий возможные уровни дефектности ленты проката и соответствующие им технологические параметры:

$$L^* = \begin{pmatrix} \left(L^{d_1}, L^{d_2}, \ldots, L^{d_S}\right)_{p_1} \\ \left(L^{d_1}, L^{d_2}, \ldots, L^{d_S}\right)_{p_2} \\ \dots \\ \left(L^{d_1}, L^{d_2}, \ldots, L^{d_S}\right)_{p_R} \end{pmatrix}. \quad (7)$$

На основе полученного набора (7) выполняется построение Парето-оптимального множества [12]. В результате его сужения выделяется альтернатива, имеющая оптимальные уровни дефектности по каждому типу дефекта и удовлетворяющая условию (4). Она будет однозначно определять соответствующие ей технологические параметры прокатки.

Для анализа дефекта в разрезе каждого из показателей качества проката y_i предлагается использовать лепестковую диаграмму, каждая ось которой будет соответствовать безразмерной величине, характеризующей признаки области дефекта:

$$y_i' = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\left(\frac{y_{ij}^{(T)}}{y_i^{(H)}} - 1\right).$$

Уменьшение уровня дефектности при изменении технологических параметров будет сопровождаться стремлением значений y_i' к началу координат.

Результаты

Проверка работоспособности прототипа ОЭСКЗ+СИППР по устранению дефектов поверхности листового проката осуществлена на основе разработанного инструментария исследования закономерностей устранения поверхностных дефектов тонколистового металлопроката [13].

На рисунке 5 представлена экранная форма аналитического модуля прототипа ОЭСКЗ+ СИППР, позволяющая осуществить экспериментальную проверку предложенных решений.

Методика проверки включает использование следующих оценок.

1. Ошибка принятия решений первого рода определяется зависимостью [14]:

$$\alpha_d = \frac{FI_d + FU_d}{N_d}, \quad (8)$$

где N_d – количество испытаний, при которых возникли дефекты типа d; FI_d – количество испытаний, при которых в случае наличия дефектов типа d изменение параметров прокатки не привело к изменению значений их признаков; FU_d – количество испытаний, при которых в случае наличия дефектов типа d изменение параметров прокатки привело к увеличению значений их признаков.

2. Ошибка второго рода [14]:

$$\beta_d = \frac{FD_d}{N - N_d}, \quad (9)$$

где N – количество испытаний; FD_d – количество испытаний, при которых в случае отсутствия дефектов типа d изменение технологических параметров привело к их возникновению.

3. Полнота поддержки решений:

$$r_d = \frac{TD_d}{N_d}, \quad (10)$$

где TD_d – количество испытаний, при которых в случае наличия дефектов типа d изменение

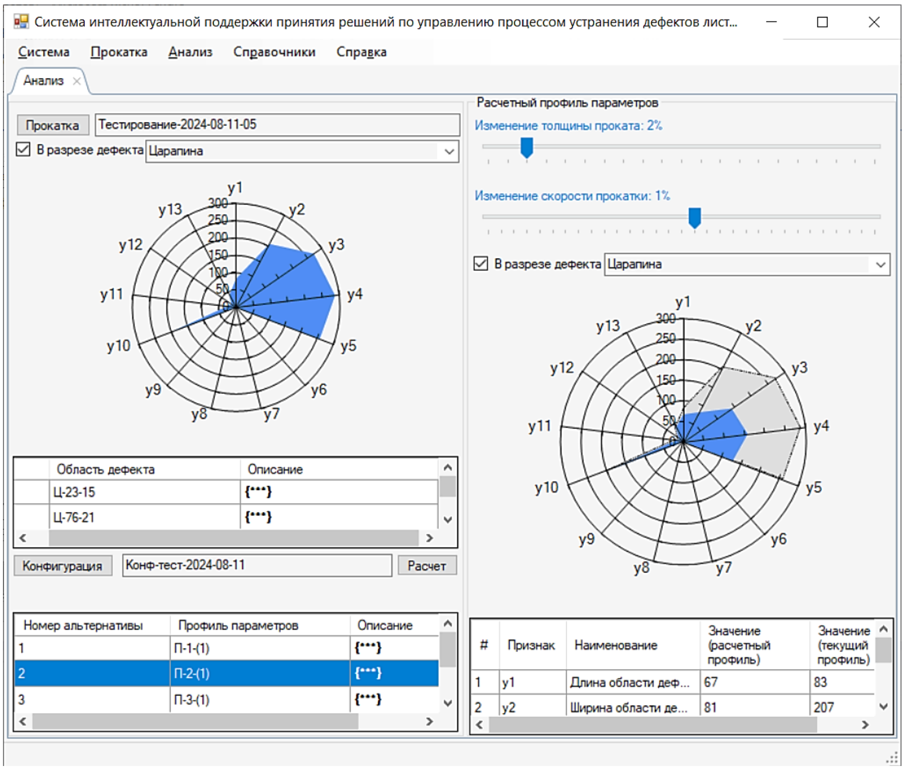

Рис. 5. Экранная форма аналитического модуля ОЭСКЗ+ИСППР

Fig. 5. Interface of the analytical module for OECVS+IDSS

параметров прокатки привело к уменьшению значений их признаков.

4. Точность принятия решений:

$$p_d = \frac{TD_d}{TD_d + FD_d}. \quad (11)$$

Тогда сводную оценку качества поддержки принятия решений можно дать на основе (9–11):

$$F_d = 2\frac{r_d p_d}{r_d + p_d}.$$

Результаты проверки работоспособности предложенного прототипа ОЭСКЗ+ИСППР представлены в таблице 2.

Заключение

В статье описана структура ОЭСКЗ+СИППР, позволяющей осуществлять контроль качества поверхности проката, выполнять оценку влияния факторов внешней среды и на основе анализа текущего состояния технологического процесса рекомендовать оператору прокатного стана коррекцию исходных параметров прокатки.

Для описания изображения проката использована модель двумерного случайного поля яркости в виде суммы стационарного поля, характеризующего текстурную компоненту, и медленно меняющегося поля области возможного дефекта. Область дефекта представлена векторной моделью, содержащей геометрические, гистограммные и спектральные признаки изображения.

Распознавание дефектов осуществляется многослойным нейросетевым классификатором,

Таблица 2

Результаты тестирования

Table 2

Test results

Тип дефекта	N	N_d	FI_d	TD_d	FU_d	FD_d	α_d	β_d	r_d	p_d	F_d
Плена	30	17	2	12	3	2	0,29	0,15	0,71	0,86	0,78
Царапина	30	23	4	15	4	1	0,35	0,14	0,65	0,94	0,77
Мятость	30	10	0	7	3	5	0,3	0,25	0,7	0,58	0,63

обученным по алгоритму обратного распространения ошибки. Использование результатов идентификации дефектов позволяет оценить влияние факторов внешней среды на их возникновение на основе модифицированного метода анализа иерархий и продукционной модели выбора решения.

Принятие решений по коррекции технологических параметров проката с целью устранения выявленных дефектов осуществляется посредством нахождения Парето-оптимального множества, включающего альтернативы параметров прокатки с учетом текущего состояния технологического процесса. Сужение множества позволяет выделить такие параметры проката, которым будут соответствовать оптимальные уровни дефектности по каждому выявленному типу дефекта.

Гибкость предложенных решений дает возможность расширять множество факторов внешней среды и признаков их проявления за счет структурирования базы продукционных правил.

Список литературы

1. Муравьев С.В., Погадаева Е.Ю. Автоматизированное распознавание дефектов сварных соединений при визуальном контроле с использованием геометрических признаков // Дефектоскопия. 2020. № 3. С. 49–57.

2. Силаков А.В., Варламова С.А., Котков П.В. Программное распознавание дефектов изображений регулярных текстур в текстильной промышленности // Технология текстильной промышленности. 2022. Т. 398. № 2. С. 266–272.

3. Huang Y.-C., Hung K.-C., Lin J.-C. Automated machine learning system for defect detection on cylindrical metal surfaces. Sensors, 2022, vol. 22, no. 24, art. 9783. doi: 10.3390/s22249783.

4. Привезенцев Д.Г., Мортин К.В., Жизняков А.Л., Титов Д.В. Разработка сверточного слоя глубокой нейронной сети для определения дефектов металлопроката // Изв. вузов. Приборостроение. 2021. Т. 64. № 3. С. 202–207.

5. Zhou S., Zeng Y., Li S., Zhu H., Liu X., Zhang X. Surface defect detection of rolled steel based on Lightweight model. Appl. Sci., 2022, vol. 12, no. 17, art. 8905. doi: 10.3390/app12178905.

6. Гарбар Е.А., Логунова О.С. Математическое обеспечение подсистемы интеллектуальной поддержки принятия решений о проявлении дефектов на поверхности проката // Изв. ТулГУ. Технич. науки. 2023. № 8. С. 185–196.

7. Ермушева И.Д., Крылов Е.Г., Козловцева Н.В. Автоматизированная система диагностирования поверхностных дефектов холоднокатаного листового проката цветных металлов // Изв. ВолГТУ. 2023. № 8. С. 54–57.

8. Cuznar K., Glavan M. Optimization of cold rolling process recipes based on historical data. Proc. IEEE Int. Conf. MELECON, 2022, pp.1–6. doi: 10.1109/MELECON53508.2022.9843127.

9. Kuzmin M.I., Batischev V.I., Pischukhin A.M., Solovyov N.A. System of computer vision for Cold-Rolled metal quality control. IREACO, 2016, vol. 9, no. 4, pp. 259–263. doi: 10.15866/ireaco.v9i4.9870.

10. Нгуен В.Ш. Выделение объекта в потоке изображений с помощью вейвлет-преобразования // Изв. ТулГУ. 2018. № 2. С. 41–49.

11. Гайдар А.И., Якимов П.Ю., Викторенков А.Е., Шустанов А.В. Детектирование и распознавание дефектов внутренней поверхности металлических труб // ИТНТ-2020: сб. VI Междунар. конф. и молодежной школы. 2020. Т. 4. С. 741–749.

12. Климачев С.А., Соловьев Н.А. Методика принятия решений на основе компьютерного зрения и выбора Парето-оптимальной альтернативы технологических параметров производства // Информационные технологии. 2023. Т. 29. № 7. С. 382–388.

13. Соловьев Н.А., Климачев С.А. Инструментарий исследования закономерностей устранения поверхностных дефектов тонколистового металлопроката // Науч.-технич. вестн. Поволжья. 2020. № 12. С. 133–136.

14. Соловьев Н.А., Чернопрудова Е.Н., Тишина Н.А., Юркевская Л.А. Программное обеспечение защиты почтовых сервисов от несанкционированных рассылок на основе контентной фильтрации электронных сообщений. Оренбург: изд-во ОГУ, 2017. 128 с.

Software & Systems doi: 10.15827/0236-235X.151.513-523 2025, 38(3), pp. 513–523

Intelligent decision support for surface defect remediation in sheet rolling production

Sergey A. Klimachev [1]✉, Nikolay A. Solovyov [1]

[1] Orenburg State University, Orenburg, 460018, Russian Federation

For citation

Klimachev, S.A., Solovyov, N.A. (2025) ‘Intelligent decision support for surface defect remediation in sheet rolling production’, *Software & Systems*, 38(3), pp. 513–523 (in Russ.). doi: 10.15827/0236-235X.151.513-523

Article info

Received: 14.10.2024 After revision: 08.12.2024 Accepted: 23.12.2024

Abstract. In sheet metal rolling processes, critical objectives include detection of manufacturing defects and their cause identification. To address this, the process control loop integrates optoelectronic computer vision systems (OECVS). The paper proposes a structure of OECVS with intelligent decision support systems. This allows monitoring the quality of

the rolled product surface and assessing the influence of environmental factors. Furthermore, based on process state analysis, the system recommends rolling parameter adjustments to mill operator. To describe the image of the rolled, the authors used a two-dimensional random brightness field model in the form of a stationary field sum. The model characterizes both the texture component and the slowly varying field of potential defect areas. The defect area is represented by a vector model containing geometric, histogram, and spectral image features. A multilayer neural network classifier performs defect recognition. The classifier is trained on the backpropagation algorithm. When identifying defects, the system evaluates environmental factor impacts using a modified analytic hierarchy process and production rule-based decision modeling. To eliminate detected defects, the decision-support system optimizes rolling parameters by Pareto-optimal set solutions. The system generates alternative rolling parameters based on the technological process in real time. Narrowing the found set allows us to identify rolling parameters that correspond to the optimal defect levels for each identified defect type. Testing of the OECVS prototype with intelligent decision support for rolling defect remediation has demonstrated aggregate quality scores of 65–75 % for eliminating scabs, scratches, and wrinkles.
Keywords: intelligent decision support, computer vision, optoelectronic systems, surface defects, neural networks, Pareto-optimal set

References

1. Muravyev, S.V., Pogadayeva, E.Yu. (2020) ‘Automated recognition of defects in welded joints during visual inspection using geometric features’, *Defectoscopy*, (3), pp. 49–57 (in Russ.).

2. Silakov, A.V., Varlamova, S.A., Kotkov, P.V. (2022) ‘Software recognition of defects in images of regular textures in the textile industry’, *Technology of the Textile Industry*, 398(2), pp. 266–272 (in Russ.).

3. Huang, Y.-C., Hung, K.-C., Lin, J.-C. (2022) ‘Automated machine learning system for defect detection on cylindrical metal surfaces’, *Sensors*, 22(24), art. 9783. doi: 10.3390/s22249783.

4. Privezentsev, D.G., Mortin, K.V., Zhiznyakov, A.L., Titov, D.V. (2021) ‘Development of a convolutional layer of a deep neural network for determining defects in rolled metal products’, *J. of Instrument Engineering*, 64(3), pp. 202–207 (in Russ.).

5. Zhou, S., Zeng, Y., Li, S., Zhu, H., Liu, X., Zhang, X. (2022) ‘Surface defect detection of rolled steel based on Lightweight model’, *Appl. Sci.*, 12(17), art. 8905. doi: 10.3390/app12178905.

6. Garbar, E.A., Logunova, O.S. (2023) ‘Mathematical and software in the industrial and social spheres’, *Izv. TulGU. Tech. Sci.*, (8), pp. 185–196 (in Russ.).

7. Ermusheva, I.D., Krylov, E.G., Kozlovtseva, N.V. (2023) ‘Automated system for diagnosing surface defects of cold-rolled sheet metal products of non-ferrous metals’, *Izv. VSTU*, (8), pp. 54–57 (in Russ.).

8. Cuznar, K., Glavan, M. (2022) ‘Optimization of cold rolling process recipes based on historical data’, *Proc. IEEE Int. Conf. MELECON*, pp. 1–6. doi: 10.1109/MELECON53508.2022.9843127.

9. Kuzmin, M.I., Batischev, V.I., Pischukhin, A.M., Solovyov, N.A. (2016) ‘System of computer vision for Cold-Rolled metal quality control’, *IREACO*, 9(4), pp. 259–263. doi: 10.15866/ireaco.v9i4.9870.

10. Nguyen, V.Sh. (2018) ‘Tracking the object in the video-stream by wavelet-transformation’, *Izv. VSTU*, (2), pp. 41–49 (in Russ.).

11. Gaidar, A.I., Yakimov, P.Yu., Viktorenkov, A.E., Shustanov, A.V. (2020) ‘Detection and recognition of defects on the inner surface of metal pipes’, *Proc. Int. Conf. ITNT*, 4, pp. 741–749 (in Russ.).

12. Klimachev, S.A., Soloviev, N.A. (2023) ‘Methodology for decision-making based on computer vision and selection of a Pareto-optimal alternative of technological production parameters’, *Information Technologies*, 29(7), pp. 382–388 (in Russ.).

13. Soloviev, N.A., Klimachev, S.A. (2020) ‘Tools for studying patterns of eliminating surface defects of thin sheet metal products’, *Sci. and Tech. Volga Region Bull.*, (12), pp. 133–136 (in Russ.).

14. Soloviev, N.A., Chernoprudova, E.N., Tishina, N.A., Yurkevskaya, L.A. (2017) *Software for Protecting Mail Services from Unauthorized Mailings Based on Content Filtering of Electronic Messages*. Orenburg, 128 p. (in Russ.).

Авторы
Климачев Сергей Александрович [1], соискатель, sersh-nick@mail.ru
Соловьев Николай Алексеевич [1], д.т.н, профессор, solovev_na_51@mail.ru

[1] Оренбургский государственный университет, г. Оренбург, 460018, Россия

Authors
Sergey A. Klimachev [1], Candidate, sersh-nick@mail.ru
Nikolay A. Solovyov [1], Dr.Sci. (Engineering), Professor, solovev_na_51@mail.ru

[1] Orenburg State University, Orenburg, 460018, Russian Federation