

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ПРИ ОЦЕНКЕ КАЧЕСТВА ЛАКОКРАСОЧНОЙ ПРОДУКЦИИ

<https://doi.org/10.5281/zenodo.15653346>

Сативалдиев Азиз Кахраманович

*Андижанский государственный технический институт,
кафедра «Метрология и легкая промышленность», к.т.н. доцент
azizsativaldiev@mail.ru тел.: +998911699408*

Аннотация

Современные методы контроля качества лакокрасочной продукции (ЛКП) нуждаются в автоматизации, повышении точности и воспроизводимости. В данной статье рассмотрено применение методов искусственного интеллекта (ИИ) – в частности, компьютерного зрения, сверточных нейронных сетей (CNN) и алгоритмов машинного обучения – для анализа равномерности покрытия, обнаружения дефектов и прогнозирования характеристик лакокрасочных материалов. Экспериментальное внедрение прототипной системы на производственной линии показало, что ИИ способен обеспечить точность выявления дефектов до 97,4%, а также сократить время на оценку качества на 75%. Работа подчеркивает потенциал ИИ как эффективного инструмента промышленной автоматизации в сфере ЛКП и обозначает направления дальнейших исследований.

Проведен сравнительный анализ традиционных методов контроля качества и алгоритмов машинного обучения, включая компьютерное зрение, нейронные сети и методы анализа больших данных. Показано, что использование ИИ позволяет существенно повысить скорость, объективность и воспроизводимость контроля характеристик ЛКМ, таких как равномерность покрытия, цветовая стабильность, вязкость и стойкость к внешним воздействиям. Обсуждаются перспективы внедрения ИИ в производственные процессы и стандартизацию отраслевых требований.

Ключевые слова

искусственный интеллект, лакокрасочные материалы, контроль качества, компьютерное зрение, машинное обучение, нейронные сети, автоматизация.

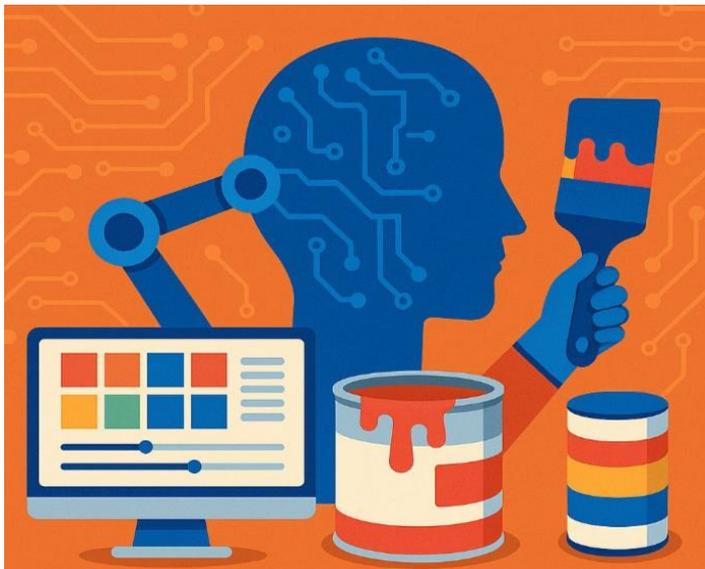
Введение Лакокрасочные материалы играют важную роль в различных отраслях промышленности, включая автомобилестроение, строительство и машиностроение. Качество ЛКМ напрямую влияет на эксплуатационные

характеристики изделий: защиту от коррозии, эстетическое восприятие и срок службы.

Традиционные методы оценки качества, такие как визуальный контроль, лабораторный анализ и физико-химические испытания, требуют значительных затрат времени и человеческого ресурса, а также подвержены субъективности. В связи с этим особый интерес представляет применение методов искусственного интеллекта для автоматизации процессов контроля и повышения точности анализа.

Ключевыми характеристиками качества покрытий являются:

- равномерность нанесения;
- отсутствие дефектов (поры, пузыри, трещины);
- стабильность цвета;
- стойкость к истиранию и коррозии.



Классические методы контроля включают визуальный осмотр, колориметрию, тестирование на адгезию и т.д., однако они подвержены субъективности, требуют времени и трудозатрат. Возникает необходимость в интеграции цифровых решений, обеспечивающих автоматизацию процессов оценки качества.

Искусственная нейронная сеть (ИНС) Розенблатта (рис. 1) позволяет провести классификацию и группирование методов в данном случае упрочняющих покрытий по толщине, их материалам и технологическим способам получения на основании информации, содержащейся в патентах. Классификация и группирование способов обработки позволяет свести все их многообразие к конечному числу групп, для которых могут быть выявлены

эмпирические зависимости развития анализируемых технологий во времени, что необходимо для прогнозирования развития новых способов обработки и выполнения НИОКР или опытно-технологических работ по их созданию.

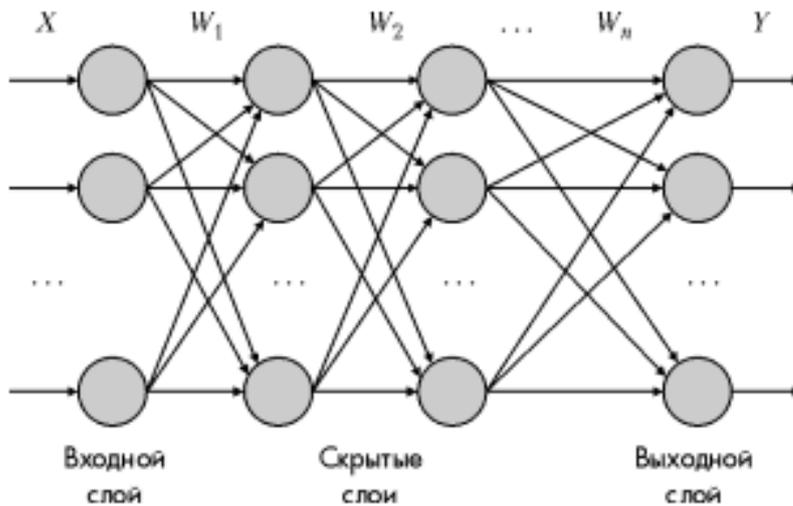


Рис. 1. Искусственная нейронная сеть Розенблатта: X – множество входных сигналов; W_i – множество весовых коэффициентов взаимосвязей между i м и $(i+1)$ м слоями нейронов; Y – множество выходных сигналов

Искусственный интеллект, особенно в формах глубокого обучения и анализа изображений, демонстрирует высокую эффективность в задачах обработки визуальных и числовых данных. В данной работе рассмотрено применение ИИ для решения задач оценки качества ЛКП.

Таблица 1 Обзор методов ИИ в задачах оценки качества покрытий

Метод	Применение	Преимущества	Ограничения
Компьютерное зрение (CV)	Анализ изображений покрытий	Быстрое выявление визуальных дефектов	Зависит от качества освещения и датчиков
CNN (сверточные нейронные сети)	Классификация дефектов	Высокая точность	Требует большого объема размеченных данных

Машинное обучение (SVM, XGBoost)	Прогноз характеристик покрытия	Хорошо работает с числовыми данными	Ограниченная интерпретируемость моделей
Гибридные модели	Объединение данных спектроскопии и изображений	Полнота анализа	Сложность интеграции в производственные линии

Материалы и методы

Объекты исследования

Использовались 3 типа покрытий:

- Алкидные (A1–A3);
- Эпоксидные (E1–E3);
- Полиуретановые (P1–P3).

Каждый тип наносился на металлические панели с последующим отверждением.

Система контроля качества

Система включала:

- Камеры высокого разрешения (5 MP), установленные над линией;
- Осветители с цветовой температурой 5500K;
- Модуль анализа изображений на базе CNN (ResNet-50);
- Сопровождающие измерения: колориметрия (CIELAB), толщина (магнитный метод), вязкость.

Обучение моделей

Для обучения CNN использовалось 1000 размеченных изображений (5 классов дефектов). Для регрессии характеристик (глянец, толщина) – алгоритмы XGBoost, обученные на 500 парах “рецептура–результат измерений”.

Результаты

Таблица 2 Точность классификации дефектов

Класс дефекта	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
Пузыри	98.2	96.8	97.5

Потеки	96.4	97.0	96.7
Включения	95.6	93.2	94.4
Средняя точность классификации: 97,4%			

Таблица 3 Сравнение времени анализа

Метод контроля	Среднее время на образец (сек)
Ручной визуальный	180
Автоматизированный ИИ	42

Прогноз характеристик

- Глянец (GU): $R^2 = 0.934$
- Толщина покрытия (μm): $R^2 = 0.911$
- ΔE между расчетным и измеренным цветом: ≤ 1.2

Обсуждение

ИИ-система показала высокую надежность в выявлении дефектов и оценке параметров покрытия. Существенное преимущество – способность работать в реальном времени и интегрироваться в линию окраски. Однако имеются и ограничения:

- необходимость качественной разметки обучающей выборки;
- вариативность условий освещения в промышленных зонах;
- отсутствие универсальных стандартов применения ИИ в отрасли.

Перспективные направления:

- разработка edge-решений на микроконтроллерах;
- интеграция с ERP-системами;
- внедрение самонастраивающихся ИИ-моделей в реальном времени.

Заключение

Использование методов искусственного интеллекта в контроле качества лакокрасочной продукции позволяет добиться высокой точности, оперативности и устойчивости результатов оценки. Предложенная система на базе компьютерного зрения и нейросетевых алгоритмов показала эффективность в условиях производства. В перспективе широкое внедрение

ИИ в промышленность может стать стандартом для автоматизированного качества в сфере покрытий.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. С. Г. Селиванов, М. В. Иванова. Нейросетевой метод оптимизации технологических процессов в авиадвигателестроении// Вестник УГАТУ, т. 3, № 1, 2001
2. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016). Deep Learning*. MIT Press.
3. Zhang, H., et al. (2020). Intelligent coating quality detection using deep CNN. Surface and Coatings Technology, 384, 125235.
4. ISO 7724:2017. Лакокрасочные материалы – Колориметрия.
5. LeCun, Y., et al. (2015). Deep learning. Nature, 521(7553), 436–444.
6. Jiang, Y., et al. (2022). Smart vision system for surface inspection of automotive coatings. Progress in Organic Coatings, 165, 106716.