

Дёмин В.Д.

Аспирант 2 курса кафедры информатизации образования
Московский городской педагогический университет (МГПУ)
(г. Москва, Россия)

МЕТОДЫ ФИЛЬТРАЦИИ ПРОМЫШЛЕННОГО ШУМА В ЗАДАЧАХ СЕМАНТИЧЕСКОЙ СЕГМЕНТАЦИИ

Аннотация: В статье рассматриваются особенности промышленных шумов и их влияние на качество мультимедийных данных в задачах семантической сегментации. Проведена классификация основных типов искажений производственной среды и представлены методы их подавления, включая классические фильтры, нормализационные подходы и современные нейросетевые модели. Предложена концептуальная модель фильтрации, обеспечивающая адаптивный выбор методов предобработки в зависимости от шумового профиля. Представленный подход способствует повышению устойчивости алгоритмов компьютерного зрения в условиях реального промышленного применения.

Ключевые слова: семантическая сегментация, промышленный шум, фильтрация изображений, предобработка данных, компьютерное зрение, роботизация производства, устойчивость алгоритмов, нейросетевые методы.

ВВЕДЕНИЕ

Применение методов компьютерного зрения в роботизированных производственных системах является ключевым элементом современных технологий автоматизации. Качество функционирования таких систем напрямую зависит от устойчивости алгоритмов к шумам, неизбежным в промышленной среде: нерегулярным бликам, пылевым артефактам, вибрационным искажениями и шумами сенсоров. Подобные факторы значительно усложняют обработку мультимедийных данных и могут приводить к снижению точности распознавания объектов, что неоднократно отмечено в работах по промышленному машинному зрению¹

¹ Селезнев В. Д., Алексеев А. А. Методы машинного зрения в промышленной автоматизации. — М.: Инфра-Инжиниринг, 2022. — 284 с.

Современные модели семантической сегментации, включая сверточные и трансформерные архитектуры, демонстрируют высокую точность в контролируемых условиях, однако остаются чувствительными к изменению распределения входных данных. Даже небольшие шумовые искажения способны нарушать структуру признаков и ухудшать результаты сегментации, что подтверждается исследованиями в области устойчивости методов глубокого обучения². В производственных условиях эта чувствительность усиливается сложностью шумовых профилей, включающих одновременное присутствие нескольких типов искажений, что снижает эффективность универсальных фильтров³.

Повышение качества предварительной обработки изображений рассматривается как важный шаг к повышению надежности сегментационных моделей. Отмечается, что корректное подавление шумов может существенно улучшить качество последующего анализа сцены даже без модификации архитектуры сегментации⁴. В связи с этим возрастает необходимость систематизации методов фильтрации промышленного шума и разработки подходов, адаптированных к условиям реального производства.

Целью настоящей работы является классификация распространённых типов промышленного шума, анализ методов их подавления и формирование концептуальной модели фильтрации, направленной на повышение устойчивости алгоритмов семантической сегментации мультимедийных данных в роботизированных производственных линиях.

ПРОМЫШЛЕННЫЕ ШУМЫ И ИХ ВЛИЯНИЕ НА МУЛЬТИМЕДИЙНЫЕ ДАННЫЕ

Промышленные визуальные данные формируются под воздействием множества факторов, связанных с технологическими процессами,

² Xiao T., Liu Y., Zhou B., et al. Unified Perceptual Parsing for Scene Understanding // European Conference on Computer Vision (ECCV). — 2018. — P. 418–434.

³ Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing. — 4th ed. — Pearson, 2018. — 1168 p.

⁴ Tian C., Xu Y., Li Z. Attention-Based CNN for Image Denoising // Neural Networks. — 2020. — Vol. 124. — P. 117–129.

особенностями оборудования и свойствами среды. Для анализа устойчивости алгоритмов семантической сегментации изображение целесообразно рассматривать как результат преобразования сцены совокупностью оптических, механических и стохастических воздействий. В общем виде наблюдаемое изображение можно описать моделью

$$I(x, y) = S(x, y) \cdot L(x, y) + N(x, y), \quad (1)$$

где $S(x, y)$ – истинное отображение сцены,

$L(x, y)$ – функция освещённости,

$N(x, y)$ – аддитивная шумовая компонента.

Подобные описания используются в классических моделях анализа изображений и систем технического зрения⁵.

Шумы освещения

Искажения освещения возникают из-за переотражений поверхностей, локальных засветок, теней от движущихся механизмов, а также нестабильности промышленных источников света. Их вариативность можно формализовать как

$$L(x, y) = L_0(x, y) + \Delta L(x, y), \quad (2)$$

где $\Delta L(x, y)$ – отражает отклонения от номинального распределения яркости.

Локальные блики представимы как высокоинтенсивные компоненты:

$$\Delta L(x, y) = \alpha B(x, y), \quad (3)$$

где $B(x, y)$ – бинарная карта бликов.

Шумы освещения приводят к локальной потере текстурных признаков и существенно ухудшают устойчивость алгоритмов распознавания объектов, что подтверждается экспериментальными исследованиями в области промышленного машинного зрения⁶.

Вибрационные и кинематические искажения

⁵ Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. — Springer, 2022. — 1152 p.

⁶ Chen H., Su H., Ma K. Industrial Illumination Distortion Analysis in Machine Vision Systems // IEEE Transactions on Industrial Informatics. — 2021. — Vol. 17, No. 8. — P. 5482–5493.

Вибрации оборудования и микросмещения камеры вызывают появление смаза и размытости изображения. Эти искажения описываются свёрткой истинного изображения с ядром движения:

$$I_b(x, y) = I(x, y) * K_v, \quad (4)$$

где K_v определяет траекторию смещения матрицы.

Работы по анализу деградации изображений при динамических воздействиях показывают, что даже незначительные вибрации приводят к снижению точности локализации объектов и ухудшению качества сегментации⁷.

Пылевые и аэрозольные артефакты

Пылевые частицы вызывают появление точечных и локальных затемнений, снижение контрастности и нарушение резкости. Их стохастическую природу удобно описывать моделью импульсного шума:

$$N_d(x, y) \sim f(x) = \begin{cases} \beta, & \text{с вероятностью } p, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (5)$$

где p – плотность загрязнений,

β – характерная яркость артефакта.

Пылевые искажения затрудняют выделение тонких структур и оказывают значительное влияние на работу алгоритмов, чувствительных к локальным изменениям текстуры, что отмечается в ряде работ по визуальному контролю качества⁸.

Шумы сенсоров

К сенсорным нарушениям относятся тепловые флуктуации, шум чтения, дефекты чувствительности матрицы и неравномерность отклика. В типичных условиях они моделируются нормальным распределением:

⁷ Tai Y., Duan L.-Y., Li H. Motion Blur Modeling and Compensation for Real-Time Industrial Imaging // Pattern Recognition. — 2020. — Vol. 100. — Article 107115.

⁸ Протасов В. В., Боярко Д. В. Методы подавления импульсных шумов в задачах визуального контроля. — М.: Физматлит, 2020. — 192 с.

$$N_s(x, y) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), \quad (6)$$

где $N_s(x, y)$ – значение сенсорного шума в точке (x, y) ,

$\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ – нормальное распределение с нулевым математическим ожиданием,

σ^2 – дисперсия шумовой компоненты,

а в условиях низкой освещённости — пуассоновским:

$$N_s(x, y) \sim \text{Poisson}(S(x, y)), \quad (7)$$

где $\text{Poisson}(S(x, y))$ – пуассоновское распределение с параметром, равным значению сигнала сцены $S(x, y)$,

$S(x, y)$ – истинная интенсивность отражённого света в точке (x, y) .

Сенсорные шумы усиливаются при повышенных температурах оборудования и при высоких частотах съёмки, что типично для производственных линий.

Комбинированные шумы

В реальной производственной среде шумы действуют комплексно. Совокупный шумовой профиль может быть представлен как суперпозиция нескольких компонент:

$$N_s(x, y) \sim \text{Poisson}(S(x, y)), \quad (8)$$

где $N_v(x, y)$ – вибрационная составляющая.

Исследования в области промышленного технического зрения показывают, что сложные комбинации шумов требуют использования адаптивных методов фильтрации и не могут быть эффективно подавлены универсальными алгоритмами

МЕТОДЫ ФИЛЬТРАЦИИ И ПОДАВЛЕНИЯ ШУМА В ЗАДАЧАХ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Предварительная обработка изображений является ключевым этапом повышения устойчивости алгоритмов семантической сегментации при работе в промышленной среде. Методы фильтрации направлены на подавление различных видов шумов при сохранении важных структурных признаков сцены.

В данном разделе рассматриваются классические, нормализационные и

нейросетевые подходы к подавлению шумов, применимые в системах технического зрения.

Классические методы фильтрации

Пространственные фильтры являются одним из наиболее распространённых средств подавления шумов. Их действие основано на свёртке изображения с фильтрующим ядром $K(i, j)$:

$$I_f(x, y) = \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k I(x - i, y - j)K(i, j), \quad (9)$$

где $I_f(x, y)$ – отфильтрованное изображение,

$I(x, y)$ – исходное изображение,

$K(i, j)$ – ядро фильтра размером $(2k + 1) \times (2k + 1)$.

Линейные фильтры, такие как гауссово сглаживание, эффективно подавляют высокочастотный шум, однако приводят к размытию контуров объектов. Подход широко используется при обработке изображений с аддитивным шумом нормальной природы.

Нелинейная медианная фильтрация предназначена для подавления импульсных и пылевых шумов и определяется выражением:

$$I_f(x, y) = \text{med}\{I(u, v) | (u, v) \in \Omega\}, \quad (10)$$

где med – медианная операция,

Ω – окно локальной обработки вокруг точки (x, y) .

Медианные фильтры хорошо сохраняют границы и мелкие элементы структуры и доказали эффективность на производственных данных с импульсными артефактами.

Методы нормализации и коррекции данных

Нестабильность освещения является одним из основных источников деградации изображений в промышленной среде. Коррекция яркости основывается на разложении изображения на освещающую и отражательную компоненты:

$$I(x, y) = R(x, y) \cdot L(x, y), \quad (11)$$

где $R(x, y)$ – отражательная составляющая,

$L(x, y)$ – карта освещённости сцены.

Методы на основе Retinex позволяют оценивать и нормализовать $L(x, y)$, устраняя локальные засветки, вариативность яркости и перепады освещения, что стабилизирует результаты последующей сегментации⁹.

Коррекция вибрационных смазов достигается применением обратной фильтрации:

$$I_f(x, y) = \mathbf{F}^{-1} \left(\frac{\mathbf{F}(I_b)(u, v)}{\mathbf{F}(K_v)(u, v) + \varepsilon} \right), \quad (12)$$

где \mathbf{F} – прямое преобразование Фурье,

\mathbf{F}^{-1} – обратное преобразование,

I_b – изображение, искажённое смазом,

K_v – ядро смаза,

ε – регуляризирующий коэффициент.

Метод используется для компенсации динамических искажений, вызванных вибрациями производственного оборудования.

Глубокие модели подавления шума

Современные нейросетевые модели обеспечивают высокую точность восстановления изображений и эффективно подавляют сложные и комбинированные шумы. Одним из наиболее известных подходов является модель DnCNN, обучаемая для предсказания шумовой компоненты:

$$I_f = I - F_\theta(I), \quad (13)$$

где I – зашумлённое изображение,

I_f – восстановленное изображение,

F_θ – обучаемая сеть, предсказывающая шумовой остаток.

DnCNN демонстрирует высокую эффективность при подавлении аддитивного и смешанного шума и используется в задачах промышленного контроля¹⁰.

⁹ Jobson D., Rahman Z., Woodell G. A Multiscale Retinex for Color Image Enhancement // IEEE Transactions on Image Processing. — 1997. — Vol. 6. — P. 451–462.

¹⁰ Zhang K., Zuo W., Chen Y., et al. Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning for Image Denoising // IEEE Transactions on Image Processing. — 2017. — Vol. 26. — P. 3142–3155.

Современные архитектуры на основе самовнимания, такие как SwinIR, обеспечивают повышение качества восстановления за счёт моделирования дальнедействующих зависимостей в изображении. Механизм иерархического внимания позволяет устойчиво обрабатывать сложные шумовые профили, характерные для производственных визуальных данных¹¹.

Ограничение существующих методов

Несмотря на значительный прогресс, текущие методы фильтрации обладают рядом ограничений:

- линейные фильтры размывают границы объектов;
- медианные фильтры теряют эффективность при высокой плотности импульсных шумов;
- модели коррекции освещения чувствительны к выбору параметров;
- нейросетевые методы требуют больших вычислительных ресурсов;
- алгоритмы компенсации смаза сильно зависят от точности оценки ядра K_V .

Эффективная предобработка изображений в промышленной среде требует адаптивного комбинирования методов с учётом структуры шумового профиля и особенностей технологического процесса.

КОНЦЕПТУАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ ФИЛЬТРАЦИИ ПРОМЫШЛЕННОГО ШУМА

Повышение устойчивости алгоритмов семантической сегментации в условиях промышленного производства требует системного подхода к фильтрации шумов, основанного на учёте характеристик среды, структуры искажений и требований к вычислительным ресурсам. В данном разделе предлагается концептуальная модель фильтрации, обеспечивающая адаптивность к доминирующим шумовым профилям и совместимость с современными сегментационными архитектурами.

Структурные принципы модели

¹¹ Liang J., Cao J., Sun G., et al. SwinIR: Image Restoration Using Swin Transformer // ICCV Workshops. — 2021.

Концептуальная модель фильтрации опирается на идею последовательной и адаптивной обработки изображения, основанной на выявлении шумового профиля и выборе оптимальных методов подавления. Пусть $I(x, y)$ – наблюдаемое изображение, а $I_f(x, y)$ – изображение после фильтрации. Тогда обобщённая структура модели может быть описана выражением:

$$I_f(x, y) = \Phi_\theta(I(x, y), P), \quad (14)$$

где Φ_θ – параметризованная функция фильтрации,

P – вектор признаков шумового профиля,

θ – параметры выбранного метода или их комбинации.

Структура модели предполагает выделение нескольких ключевых этапов:

1. идентификация шумов;
2. выбор стратегий подавления;
3. интеграция результата с сегментационным модулем.

Подобная композиция отражает общие принципы построения адаптивных систем обработки изображений¹².

Идентификация и классификация шума

Ключевым элементом концептуальной модели является определение характеристик шума перед выполнением фильтрации. Для этого вводится функция оценки шумового профиля:

$$P = \Psi(I), \quad (15)$$

где Ψ – оператор анализа статистических признаков изображения,

P – совокупность оценок интенсивности, типа и пространственного распределения шумов.

Методы оценки включают анализ гистограмм, 2D-энергетические карты, спектральные характеристики, локальные меры резкости и контрастности. Такие

¹² Bovik A. Handbook of Image and Video Processing. — Academic Press, 2021. — 1380 p.

подходы широко применяются при автоматической диагностике качества изображений¹³.

Адаптивный выбор метода фильтрации

На основании профиля P выполняется выбор параметров θ для фильтрации:

$$\theta = \Lambda(P), \quad (16)$$

где Λ – правило выбора параметров фильтра или комбинации методов.

Примеры реализации:

- при высокочастотных шумах: выбор гауссова сглаживания;
- при импульсных шумах: медианная фильтрация;
- при комбинированных шумах: каскадная фильтрация;
- при вибрационном смазе: обратная фильтрация или нейросетевое восстановление.

Адаптивные подходы позволяют автоматически регулировать фильтрацию в зависимости от условий съёмки и технологического процесса¹⁴.

Интеграция фильтрации и сегментации

Для задач семантической сегментации важно не только подавить шум, но и сохранить критические признаки, определяющие точность классификации пикселей. Поэтому вводится функция итоговой обработки:

$$S_f = \Sigma(I_f), \quad (17)$$

где Σ – сегментационная модель,

S_f – сегментационная карта после фильтрации.

Совместное использование фильтрации и сегментации обеспечивает более стабильную работу моделей DeepLab, U-Net и трансформерных архитектур в условиях промышленных искажений¹⁵.

¹³ Pertuz S., Puig D., Garcia M. Analysis of Focus Measure Operators for Shape-from-Focus // Pattern Recognition. — 2013. — Vol. 46. — P. 1415–1432.

¹⁴ Wanders F., Hollander J. Adaptive Image Denoising in Dynamic Industrial Environments // IEEE Transactions on Industrial Informatics. — 2020. — Vol. 16, No. 9. — P. 5912–5923.

¹⁵ Minaee S., Boykov Y., Porikli F., et al. Image Segmentation Using Deep Learning: A Survey // IEEE TPAMI. — 2022.

Требования к вычислительной и алгоритмической эффективности

Для производственных систем важно обеспечивать обработку изображений в режимах, близких к реальному времени. К числу основных требований относятся:

- ограниченность вычислительных ресурсов (edge-платформы);
- детерминированность времени отклика;
- устойчивость к вариациям шумов в динамической среде;
- совместимость с существующей инфраструктурой.

Эти требования определяют необходимость балансировки между качеством фильтрации и её сложностью, что подчёркивается в исследованиях по применению ИИ в роботизированных системах¹⁶.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассмотрены особенности промышленных шумов и их влияние на качество мультимедийных данных в задачах семантической сегментации. Показано, что шумы производственной среды обладают сложной структурой, включающей освещённые, вибрационные, пылевые и сенсорные компоненты, что требует их детального анализа перед применением методов обработки.

Систематизация методов фильтрации продемонстрировала, что классические линейные и нелинейные фильтры, нормализационные подходы и современные нейросетевые модели имеют различную эффективность в зависимости от структуры шумов. Отдельные методы демонстрируют высокую точность в узких сценариях, однако не являются универсальными для условий реального производства.

Предложенная концептуальная модель фильтрации промышленного шума обеспечивает последовательное определение шумового профиля, адаптивный выбор методов подавления и согласование предобработки с задачами

¹⁶ Klette R. Concise Computer Vision: An Introduction into Theory and Algorithms. — Springer, 2014.

семантической сегментации. Такой подход способствует повышению устойчивости алгоритмов компьютерного зрения и может служить основой для разработки практических решений в роботизированных производственных системах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Селезнев В. Д., Алексеев А. А. Методы машинного зрения в промышленной автоматизации. — М.: Инфра-Инжиниринг, 2022. — 284 с.
2. Xiao T., Liu Y., Zhou B., et al. Unified Perceptual Parsing for Scene Understanding // European Conference on Computer Vision (ECCV). — 2018. — P. 418–434.
3. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing. — 4th ed. — Pearson, 2018. — 1168 p.
4. Tian C., Xu Y., Li Z. Attention-Based CNN for Image Denoising // Neural Networks. — 2020. — Vol. 124. — P. 117–129.
5. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. — Springer, 2022. — 1152 p.
6. Chen H., Su H., Ma K. Industrial Illumination Distortion Analysis in Machine Vision Systems // IEEE Transactions on Industrial Informatics. — 2021. — Vol. 17, No. 8. — P. 5482–5493.
7. Tai Y., Duan L.-Y., Li H. Motion Blur Modeling and Compensation for Real-Time Industrial Imaging // Pattern Recognition. — 2020. — Vol. 100. — Article 107115.
8. Протасов В. В., Боярко Д. В. Методы подавления импульсных шумов в задачах визуального контроля. — М.: Физматлит, 2020. — 192 с.
9. Jobson D., Rahman Z., Woodell G. A Multiscale Retinex for Color Image Enhancement // IEEE Transactions on Image Processing. — 1997. — Vol. 6. — P. 451–462.
10. Zhang K., Zuo W., Chen Y., et al. Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning for Image Denoising // IEEE Transactions on Image Processing. — 2017. — Vol. 26. — P. 3142–3155.

11. Liang J., Cao J., Sun G., et al. SwinIR: Image Restoration Using Swin Transformer // ICCV Workshops. — 2021.
12. Bovik A. Handbook of Image and Video Processing. — Academic Press, 2021. — 1380 p.
13. Pertuz S., Puig D., Garcia M. Analysis of Focus Measure Operators for Shape-from-Focus // Pattern Recognition. — 2013. — Vol. 46. — P. 1415–1432.
14. Wanders F., Hollander J. Adaptive Image Denoising in Dynamic Industrial Environments // IEEE Transactions on Industrial Informatics. — 2020. — Vol. 16, No. 9. — P. 5912–5923.
15. Minaee S., Boykov Y., Porikli F., et al. Image Segmentation Using Deep Learning: A Survey // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). — 2022.
16. Klette R. Concise Computer Vision: An Introduction into Theory and Algorithms. — Springer, 2014.