

Интеграция ИИ в системы обработки видеосигналов

Суюнов Шохижохон Холмумин угли

suyunovshohjahon64@gmail.com

студент 3 курса Ташкентский университет информационных технологий
имени Мухаммада Ал-Хоразмий

Аннотация: Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в системы обработки видеосигналов открывает новые возможности для повышения качества, адаптивности и функциональности видеотехнологий. Современные нейросетевые модели позволяют эффективно решать задачи шумоподавления, сверхразрешения, восстановления деталей, устранения артефактов сжатия и интерполяции кадров. В данной работе представлен обзор ключевых методов глубокого обучения, применяемых в видеопотоках, а также их сравнительный анализ по точности и вычислительным затратам. Особое внимание уделено практическому применению ИИ в таких областях, как телемедицина, интеллектуальное видеонаблюдение, автономный транспорт и промышленная визуализация. Также рассматриваются вопросы реализации ИИ-моделей в условиях ограниченных ресурсов и в системах реального времени, включая edge-вычисления и аппаратное ускорение. Полученные выводы подтверждают высокую эффективность и широкие перспективы использования ИИ в современных видеосистемах.

Ключевые слова: интеллектуальная обработка видео, нейросети, шумоподавление, суперразрешение, интерполяция кадров, видеонаблюдение, телемедицина, edge AI, восстановление изображения, реальное время.

Введение Цифровое видео стало основным средством визуальной информации в самых различных сферах — от медицины и транспорта до безопасности и образования. При этом качество видеосигнала оказывает прямое влияние на точность анализа, надёжность автоматических решений и комфорт восприятия. Однако реальные условия съёмки — нестабильное освещение, движение объектов, сжатие данных и шум — приводят к ухудшению качества видеопотоков, что ограничивает их практическую ценность.



На этом фоне особое значение приобретает внедрение методов искусственного интеллекта в обработку видеосигналов. В отличие от традиционных алгоритмов, основанных на жёстко заданных правилах, современные нейросетевые модели способны обучаться на больших наборах данных и эффективно восстанавливать детали, устранять искажения и адаптироваться к различным условиям съёмки. Это делает искусственный интеллект мощным инструментом повышения качества видео в задачах, где надёжность визуальной информации критически важна.

В данной статье рассматриваются основные направления применения ИИ в улучшении видеопотоков: подавление шума, повышение разрешения, восстановление резкости и устранение артефактов сжатия. Анализируются современные архитектуры нейросетей, их эффективность, вычислительная сложность и применимость в системах реального времени. Отдельное внимание уделяется интеграции ИИ в практические области — телемедицину, видеонаблюдение, автономные транспортные средства и промышленные системы визуального контроля.

Современные методы искусственного интеллекта, прежде всего основанные на глубоком обучении, значительно трансформировали подходы к обработке видеосигналов. В отличие от традиционных алгоритмов, нейросетевые модели способны адаптироваться к разнообразным условиям съёмки и эффективно восстанавливать визуальную информацию, утрачиваемую в процессе передачи, сжатия или в результате неблагоприятной среды. Основные направления применения ИИ в данной области включают подавление шумов, увеличение разрешения, восстановление размытых деталей, генерацию промежуточных кадров и устранение артефактов сжатия.

Шумоподавление при помощи сверточных нейронных сетей позволяет значительно повысить визуальное качество видео, особенно в условиях слабого освещения или цифровых помех. Архитектуры типа DnCNN и FastDVDnet обучаются на парах изображений с искусственным и реальным шумом, что делает их пригодными как для статических изображений, так и для видеопотоков, где важна временная консистентность. Аналогично, сверхразрешение видеок кадров, особенно при увеличении масштаба в 2–4 раза, эффективно реализуется с помощью таких моделей, как SRCNN, EDSR, BasicVSR и их усовершенствованных версий. Эти сети обеспечивают



реконструкцию деталей, которые были утеряны вследствие сжатия или низкого разрешения оригинала.

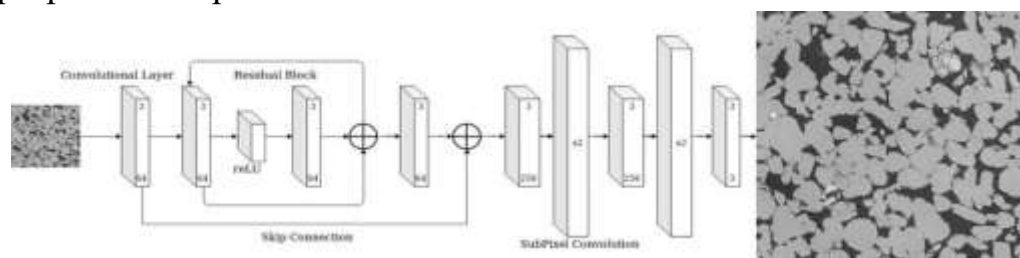


Рис.1. Архитектура модели EDSR SRCNN

Особую ценность представляют архитектуры, способные восстанавливать динамический диапазон (HDR) из одного или нескольких кадров с низкой экспозицией. ИИ позволяет синтезировать высокодетализированные изображения с правильной передачей как светлых, так и темных участков, что ранее было возможно только с помощью сложных аппаратных систем. Ещё одной актуальной задачей является устранение размытости, возникающей вследствие движения камеры или объекта. Глубокие модели типа DeblurGAN, DVDNet и других используют межкадровую информацию для восстановления фокусных границ и текстур.

Дополнительно в системах видеонаблюдения и видеостриминга важна интерполяция кадров — генерация промежуточных изображений для увеличения частоты кадров. Алгоритмы на базе сверточных и рекуррентных сетей, такие как Super SloMo и DAIN, способны создавать реалистичную плавность движения даже при низкой частоте съёмки. Наконец, проблема артефактов сжатия, особенно актуальная при использовании кодеков типа H.264 и H.265, решается с помощью сетей, обученных на восстановление текстур и устранение блоков и разрывов в изображении.

Эффективность различных алгоритмов была оценена по таким метрикам, как PSNR, SSIM и скорость обработки видеопотока (FPS). Например, традиционные методы интерполяции дают низкие значения PSNR (~24 дБ), в то время как глубокие архитектуры (например, BasicVSR++) достигают более 32 дБ при значительно лучшей визуальной чёткости. Однако с ростом точности увеличивается и вычислительная нагрузка. Легковесные модели,

такие как EVRNet, обеспечивают компромисс между качеством и скоростью, позволяя интеграцию в мобильные и встраиваемые устройства.

Практическая применимость ИИ в обработке видео подтверждается его внедрением в телемедицинских платформах, где критически важно точное отображение микродеталей тканей и анатомических структур. В системах видеонаблюдения нейросети улучшают видимость лиц и объектов при слабом освещении или в условиях погодных помех. В транспортной отрасли, особенно в системах автономного вождения, ИИ позволяет повысить надёжность распознавания объектов и дорожной разметки. В промышленности — автоматизировать визуальный контроль качества продукции.

Особое внимание в последние годы уделяется реализации ИИ-моделей в режиме реального времени. Это достигается за счёт оптимизации нейросетевых архитектур, использования сжатых моделей (MobileNet, EfficientNet), а также аппаратного ускорения на базе GPU, FPGA и NPU. Платформы edge AI позволяют выполнять инференс непосредственно на камерах или терминалах без передачи видео на удалённый сервер, что уменьшает задержку и снижает нагрузку на сеть. Дополнительно применяются технологии квантизации, прунинга и компиляции моделей для ускорения вывода без потери качества. Инструменты вроде TensorRT, OpenVINO и TVM становятся неотъемлемой частью развертывания ИИ-систем в индустрии.

Интеграция ИИ в обработку видеосигналов обеспечивает не только значительное улучшение визуального качества, но и расширение функциональности видеоанализа. Прогресс в этой области способствует развитию высокоточных, автономных и интеллектуальных систем, способных работать в режиме реального времени в условиях ограниченных ресурсов.

Одним из важнейших аспектов внедрения искусственного интеллекта в обработку видеосигналов является адаптация нейросетевых решений к требованиям конкретных систем — по времени отклика, потребляемым ресурсам и устойчивости к изменяющимся условиям среды. Так, в системах видеонаблюдения, работающих непрерывно 24/7, важно не только повышенное качество изображения, но и возможность постоянного мониторинга без перегрузки вычислительной платформы. Здесь на первый план выходят безотказность, энергоэффективность и адаптивная



масштабируемость алгоритмов. Использование облегчённых моделей и динамическая активация свёрточных блоков позволяют реализовать компромисс между качеством и производительностью. Некоторые системы автоматически переключаются между высокоточной и упрощённой обработкой в зависимости от загрузки процессора или появившихся аномалий в кадре.

В свою очередь, в медицинских и научных приложениях акцент смещается в сторону точности и достоверности восстановленных данных. Здесь допустимы более длительные вычисления, если они обеспечивают сохранение деталей, важных для диагностики или анализа. Метрики типа VIF и LPIPS, ориентированные на перцептивную составляющую, также начинают использоваться как дополнительные критерии эффективности ИИ-обработки. Кроме того, в этих областях растёт интерес к использованию моделей, обученных с учётом ограниченного количества данных (low-data learning), что особенно важно для редких заболеваний или уникальных условий визуализации.

Не менее актуальна проблема интерпретируемости ИИ-решений. Поскольку нейросетевые методы являются по своей природе «чёрным ящиком», возрастают требования к визуализации внутреннего состояния модели, активаций и карт внимания. Это особенно важно в критически важных системах, где результат алгоритма должен быть объясним и воспроизводим. Для повышения доверия к ИИ применяются методы визуального обоснования решений, такие как Grad-CAM, которые позволяют локализовать области, повлиявшие на итоговую реконструкцию или фильтрацию изображения.

Технические платформы, на которых реализуются нейросетевые решения, также развиваются в направлении специализированных вычислительных блоков. Например, современные видеорекамеры класса "AI-powered" уже содержат встроенные нейропроцессоры (Neural Processing Units), позволяющие выполнять улучшение видео в реальном времени без обращения к внешнему серверу. Это актуально для автономных беспилотников, охранных систем, промышленных контроллеров, где задержки передачи данных критичны. Одновременно ведутся разработки ASIC-чипов (Application Specific Integrated Circuits), оптимизированных под конкретные архитектуры ИИ для видео. Такие решения обеспечивают

рекордное соотношение производительности и энергопотребления, особенно в серийных промышленных изделиях.

Ещё одно перспективное направление — объединение нескольких задач в рамках одной модели. Традиционно задачи сверхразрешения, шумоподавления, деблюра и повышения контрастности решаются отдельными нейросетями. Однако современные подходы переходят к мультимодульным архитектурам типа all-in-one, способным адаптироваться к различным искажениям входного видео и применять соответствующие трансформации в одном проходе. Такие гибридные модели позволяют упростить архитектуру системы, уменьшить общий объём параметров и повысить устойчивость к комбинированным артефактам, часто встречающимся в реальных условиях съёмки.

Наконец, наблюдается устойчивый тренд к интеграции ИИ-обработки с другими технологиями видеопотоков — сжатие с помощью нейрокодексов, адаптивная передача видеоданных (content-aware transmission), улучшение восприятия на дисплеях (perceptual display tuning), а также взаимодействие с системами анализа и распознавания. На практике это приводит к построению единой интеллектуальной цепочки: от захвата кадра до конечной интерпретации — с участием ИИ на каждом этапе.

Основная тенденция в развитии ИИ в обработке видеосигналов заключается в сочетании высокого качества, адаптивности к среде и возможности масштабирования под ресурсы оборудования. Это делает технологии глубокого обучения неотъемлемой частью будущих интеллектуальных видеосистем в медицине, транспорте, безопасности, производстве и многих других отраслях.

Интеграция искусственного интеллекта в системы обработки видеосигналов представляет собой один из наиболее значимых векторов развития современных информационных технологий. Результаты проведённого анализа подтверждают, что глубокие нейросетевые модели способны эффективно решать широкий спектр задач: от подавления шума и повышения разрешения до устранения артефактов сжатия и интерполяции кадров. Эти технологии позволяют существенно повысить визуальное качество видеопотоков, обеспечить адаптацию к реальным условиям съёмки и улучшить точность последующего анализа изображений.

Обзор существующих архитектур и подходов показал, что выбор моделей зависит от специфики применения, требований к вычислительным ресурсам и необходимости обработки в реальном времени. Наиболее эффективные решения достигаются при сочетании точности и оптимизации: лёгкие модели на мобильных и edge-платформах обеспечивают базовое улучшение качества, в то время как тяжёлые архитектуры на GPU применимы в задачах с приоритетом на детализацию и надёжность.

Особое значение приобретает комплексный подход: объединение задач в рамках универсальных моделей, использование аппаратного ускорения, а также интерпретируемость решений и адаптация к критически важным сферам — от медицины до автономного транспорта. Несмотря на очевидные достижения, остаются вызовы, связанные с интерпретируемостью, энергоэффективностью и устойчивостью к новым типам искажений.

В перспективе можно ожидать дальнейшее слияние ИИ-обработки с интеллектуальной компрессией, видеокодированием нового поколения и многофункциональным анализом сцен. Развитие компактных и обучаемых в полевых условиях моделей, а также нейропроцессоров с малым энергопотреблением, откроет новые горизонты в применении ИИ в видеоаналитике и визуальных системах нового поколения.

Список литературы:

1. Чан К., Ван С., Лой К. BasicVSR++: Улучшенное сверхразрешение видео с учетом движения // Proceedings of CVPR, 2022. С. 5972–5981.
2. Алиев Р.А., Гусейнов Э.Р. Использование глубокого обучения для подавления шума на видеоизображениях. Радиотехника, 2021. № 3. С. 28–35.
3. Левин И.Е., Кузнецов С.В. Методы восстановления видеосигналов с применением нейросетевых алгоритмов // Журнал "Радиотехника", 2020. № 9. С. 42–49.
4. Аликулова Н.Ш. Объективные методы оценки качества изображения в цифровом телевидении // Материалы Международной конференции по вопросам высшего образования, Гамбург, 2023. С. 115–120.
5. Rota C., Buzzelli M., Bianco S., Schettini R. Video restoration based on deep learning: A comprehensive survey // Artificial Intelligence Review, 2022.