



МЕТОДЫ ОБЪЕКТИВНОЙ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ЦИФРОВЫХ ТЕЛЕВИЗИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ВЕЩАТЕЛЬНОГО ТЕЛЕВИДЕНИЯ.

Хайдаралиева Хилола Фарход кизи

hilolahaydaraliyeva@gmail.ru

ассистент преподаватель Ташкентского университета

Мухаммада Ал-Хоразмий

Суюнов Шохихахон Холмумин угли

suyunovshohjahon64@gmail.com

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

<https://doi.org/10.5281/zenodo.15661389>

ARTICLE INFO

Qabul qilindi: 01-iyun 2025 yil

Ma'qullandi: 03-iyun 2025 yil

Nashr qilindi: 13-iyun 2025 yil

KEY WORDS

качество изображения,
объективная оценка,
телевидение, вещание, PSNR,
SSIM, VIF, BRISQUE, NIQE, BIQI,
машинное обучение, DeepBIQ.

ABSTRACT

Современные телевизионные и стриминговые сервисы требуют надёжного контроля качества изображения. Помимо субъективных тестов, широко применяются объективные методики оценки качества (ФР, ЧР, БЭ) – от простых метрик пик-фактора PSNR до сложных алгоритмов на основе статистики и машинного обучения (SSIM, VIF, BRISQUE, NIQE, BIQI и др.). В статье даётся обзор ключевых методов оценки качества изображения, проводится сравнение их точности и сферы применения в разных сценариях вещания. Рассмотрены практические примеры внедрения этих метрик на телевидении, OTT-платформах и в потоковых сервисах. Приведены результаты экспериментальных оценок качества видеосигнала разными алгоритмами, иллюстрируемые графиками и примерами. Особое внимание уделено современным ML-методам (DeepBIQ, гибридные модели, трансферное обучение), повышающим точность прогнозирования качества. В заключении даны рекомендации по выбору метода оценки в зависимости от условий вещания и целей контроля качества.

Введение. В последние десятилетия цифровое телевидение стало неотъемлемой частью глобального информационного пространства, предоставляя пользователям доступ к аудио- и видеоконтенту высокого разрешения. Переход от аналогового вещания к цифровым форматам сопровождался значительным усложнением систем кодирования, передачи и декодирования сигнала. Это, в свою очередь, повысило актуальность задач, связанных с контролем качества изображения на всех этапах производственного и технического цикла.

Существующие подходы к оценке качества телевизионных изображений можно условно разделить на субъективные и объективные. Субъективные методы, основанные на восприятии человека, используются как эталонные, но обладают рядом существенных недостатков — трудоёмкостью, зависимостью от состояния наблюдателя и невозможностью автоматизации в условиях реального вещания. Поэтому в технической практике всё большее распространение получают объективные методы, ориентированные на автоматическую количественную оценку качества без участия человека.

Объективные методы анализа качества цифрового изображения базируются на математических моделях, отражающих искажения, возникающие при сжатии, передаче и восстановлении видеосигнала. В их основе лежат принципы сравнения искажённого изображения с исходным (если он доступен), либо использование статистических характеристик, описывающих естественные свойства визуального контента. Современные алгоритмы объективной оценки могут функционировать как в лабораторных условиях, где эталонные изображения известны, так и в системах мониторинга вещания в реальном времени, где такой эталон отсутствует.

Актуальность данного направления обусловлена необходимостью обеспечения устойчивого и предсказуемого качества передачи изображения в условиях растущей плотности мультимедийного трафика, повышенных требований зрителей и постоянной модернизации стандартов вещания. Качество визуального восприятия конечным пользователем сегодня во многом определяет конкурентоспособность как телеканалов, так и платформ потокового вещания. Поэтому выбор эффективных, надёжных и адаптивных методов оценки качества изображения является важной задачей как для исследователей, так и для практиков телекоммуникационной индустрии.

Настоящая работа направлена на всесторонний анализ современных методов объективной оценки качества цифровых телевизионных изображений. В ней рассматриваются ключевые алгоритмические подходы, анализируется их применимость в различных технических условиях, а также приводятся примеры практической реализации в вещательных и потоковых системах. Особое внимание уделяется сравнительному анализу точности, вычислительной эффективности и устойчивости этих методов при обработке реального видеоконтента.

Объективная оценка качества изображения предполагает формализованный анализ степени искажений визуального сигнала, возникающих в процессе его обработки, передачи и декодирования. В отличие от субъективных подходов, данные методы основаны на численных вычислениях, исключающих влияние человеческого фактора и обеспечивающих воспроизводимость результатов. В современном цифровом вещании они становятся основным инструментом контроля, позволяя оперативно реагировать на отклонения в параметрах передачи и обеспечивать стабильное качество услуги.

Основу объективной оценки составляют алгоритмы, способные анализировать различия между эталонным и искажённым изображениями либо выявлять аномалии в структуре сигнала при отсутствии оригинала. Первый класс методов ориентирован на прямое сравнение двух изображений и применим преимущественно в условиях, когда эталон доступен — например, на этапе тестирования видеокодеков или при контроле исходного материала перед трансляцией. Второй класс алгоритмов разработан для оценки в условиях вещания, где эталонный сигнал, как правило, недоступен, и анализ качества должен проводиться автономно. В обоих случаях модель оценки опирается на математическое описание характеристик изображения: яркости, контраста, структуры, статистических распределений и взаимной информации.

Одним из наиболее распространённых методов оценки качества при наличии эталона остаётся PSNR — пиковое отношение сигнала к шуму. Этот показатель вычисляется на основе среднеквадратической ошибки между оригиналом и искажённой версией изображения и выражается в децибелах. Несмотря на простоту реализации, он плохо коррелирует с восприятием зрителя, поскольку не учитывает особенности обработки визуальной информации человеческим глазом. Поэтому на смену ему пришли более продвинутое алгоритмы, в частности SSIM — индекс структурного сходства, который моделирует зрительное восприятие за счёт учёта яркости, контрастности и локальной структуры изображения. Также широкое распространение получил VIF — индекс визуальной достоверности, базирующийся на теории информации и измеряющий сохранённую информативность изображения после искажений.

В случаях, когда эталон недоступен, применяются так называемые методы «слепой» оценки, получившие широкое распространение благодаря своей независимости от исходного сигнала. Алгоритмы этой категории основаны на предположении, что у изображений, полученных без искажений, существуют характерные статистические свойства, нарушающиеся при ухудшении качества. Среди них особенно выделяются BRISQUE и NIQE — модели, использующие статистику естественных сцен в пространственной области. BRISQUE использует обучаемую модель, основанную на отклонениях распределений яркости от нормального закона, тогда как NIQE работает без обучения и анализирует степень несоответствия изображения типичным признакам естественного контента.

Дальнейшее развитие слепых моделей связано с использованием методов машинного обучения, включая глубокие нейронные сети. Современные архитектуры, такие как DeerpIQ, объединяют преимущества автоматического извлечения признаков и способности обобщать информацию на широкий спектр искажений. Эти модели обучаются на больших выборках изображений с известной субъективной оценкой, что позволяет им предсказывать качество на уровне, приближенном к человеческому восприятию. Однако высокая вычислительная сложность и потребность в качественных обучающих данных ограничивают их использование в условиях реального времени, особенно на встраиваемом оборудовании и в распределённых системах мониторинга.

Существующие методы объективной оценки качества изображения представляют собой разнообразный арсенал инструментов, каждый из которых имеет свои сильные и слабые стороны. Выбор конкретного алгоритма зависит от условий применения, требований к точности, скорости обработки и доступности эталонного сигнала. Практическая значимость этих методов становится особенно высокой в контексте растущих требований к качеству трансляций в условиях 4K/8K-разрешений, HDR-контента и адаптивных потоков в сетях с переменной пропускной способностью.

Внедрение объективных методов оценки качества изображения в реальные телевизионные и мультимедийные системы стало важнейшим этапом повышения надёжности и предсказуемости трансляции цифрового контента. Современная медиасреда характеризуется высокой степенью технической сложности, множественностью каналов доставки сигнала и разнообразием используемого оборудования, что обуславливает необходимость автоматизированного контроля качества на всех этапах передачи — от студийного кодирования до отображения изображения на конечном устройстве пользователя.

В профессиональных телерадиокомпаниях объективные метрики находят широкое применение в процессах кодирования и предварительной оценки контента. На этапе подготовки видеоматериала используются алгоритмы, основанные на полном эталоне, такие как SSIM и VMAF, которые позволяют производить точный сравнительный анализ между исходным изображением и его сжатой версией. Это особенно актуально

при выборе параметров кодеков, оптимизации битрейтов и валидации новых форматов передачи данных. Инженеры и системные интеграторы проводят тестовые сессии с последующей численной оценкой, получая возможность объективно сравнивать визуальное воздействие различных уровней сжатия и стратегий компрессии.

В условиях вещания в реальном времени чаще всего отсутствует возможность хранения или передачи эталонного изображения. В таких ситуациях особенно востребованы безэталонные методы оценки, такие как BRISQUE и NIQE. Их реализация возможна как на стороне клиента — в мобильных приложениях, телевизионных приставках или смарт-телевизорах — так и в облачных платформах операторов. Эти алгоритмы анализируют поток в момент его приёма и позволяют автоматически фиксировать ухудшения качества, вызванные, например, нестабильностью сети, ошибками передачи или аппаратными сбоями.

Потоковые платформы и OTT-сервисы активно используют гибридные архитектуры мониторинга качества, интегрируя различные метрики в системы адаптивной потоковой передачи. Например, при использовании протоколов HLS или MPEG-DASH выбор конкретного качества потока осуществляется автоматически на основе текущих условий сети. В этом контексте метрики оценки качества играют роль индикатора, позволяющего системе своевременно выявить снижение визуального восприятия и переключиться на другую версию потока, минимизируя негативный пользовательский опыт. Практика показывает, что интеграция объективных метрик в адаптивные алгоритмы повышает устойчивость системы и снижает число жалоб на качество трансляции.

Дополнительной сферой применения объективной оценки являются тестовые лаборатории и исследовательские центры, где проводится калибровка алгоритмов кодирования, разработка новых форматов вещания и внедрение технологий сверхвысокой чёткости. В таких условиях важно не только определить общее снижение качества, но и выявить тип искажений, характерных для конкретного канала обработки. Например, при сравнении различных алгоритмов интерполяции, масштабирования или постобработки изображений используется ряд метрик, позволяющих количественно оценить проявления артефактов, таких как размытость, блочные структуры или цветовые искажения. Полученные данные служат основой для оптимизации параметров обработки и выбора наиболее эффективных решений.

Интеграция объективных методов оценки качества в производственные цепочки вещания требует внимательного выбора соответствующих алгоритмов, способных функционировать в условиях высокой нагрузки, ограниченных вычислительных ресурсов и разнообразия контента. Особенно важно учитывать специфику целевой аудитории и контентного наполнения: например, спортивные трансляции, где высокая динамика изображения требует максимальной сохранности деталей и плавности движения, предъявляют особые требования к чувствительности метрик к дрожанию и пропаданию кадров. В таких случаях простые показатели, не учитывающие временные характеристики видео, оказываются недостаточными, и на первый план выходят более сложные модели, способные учитывать структуру видеопоследовательности.

Практическое использование объективных метрик охватывает широкий спектр задач — от студийной подготовки до финального мониторинга доставки. Эффективность этих методов доказана на множестве платформ и технических решений. Их внедрение способствует обеспечению стабильного качества видеосигнала, сокращению временных затрат на диагностику проблем и повышению уровня доверия потребителей к услугам цифрового телевидения и онлайн-вещания.

Развитие технологий искусственного интеллекта и глубокого обучения открыло новые возможности в области объективной оценки качества цифровых изображений, в

том числе для задач вещательного телевидения и мультимедийных платформ. В условиях увеличивающейся сложности видеоконтента, многообразия искажений и роста объёмов передачи данных традиционные методы начинают демонстрировать ограниченную способность адекватно отражать субъективное восприятие качества. Это обусловлено тем, что большинство классических алгоритмов, таких как PSNR или SSIM, базируются на сравнительно простых математических моделях и не учитывают целостную структуру сцены, контекст изображения, тип контента и поведение зрительной системы в сложных условиях.

Глубокие нейросетевые модели, напротив, обладают способностью обучаться на больших объёмах данных, что позволяет им выявлять сложные зависимости между визуальными признаками изображения и субъективными оценками зрителей. Основным преимуществом таких моделей является их универсальность: они могут быть обучены на разнородных наборах изображений, учитывающих различные типы артефактов, уровни искажений и сценарии отображения. В процессе обучения нейросеть формирует внутренние представления, приближённые к перцептивной оценке качества, и способна адаптироваться к новым условиям без необходимости явного задания параметров и метрик.

Одним из ярких примеров подобного подхода является модель DeepB IQ, основанная на использовании предобученных сверточных нейронных сетей, дообученных на датасетах с субъективными оценками качества. В рамках этого метода изображение разделяется на фрагменты, для каждого из которых извлекаются высокоуровневые признаки с помощью глубокой архитектуры, после чего на основе регрессионного анализа формируется итоговая оценка качества. Результаты многочисленных исследований показывают, что такие модели способны достигать высокой корреляции с субъективными оценками зрителей, превосходя по точности даже лучшие из классических алгоритмов. Особенно заметно это преимущество при анализе изображений с комплексными искажениями, где простые метрики теряют чувствительность.

Кроме того, активно исследуются гибридные подходы, сочетающие преимущества статистических моделей и нейросетей. В таких решениях предварительный анализ изображения может осуществляться с помощью традиционных признаков, таких как характеристики естественных сцен или частотные коэффициенты, а их интерпретация и обобщение осуществляется с помощью обучаемых моделей. Такой подход обеспечивает компромисс между вычислительной эффективностью и точностью, позволяя применять нейросетевые решения в средах с ограниченными ресурсами.

Дополнительным направлением стало использование трансферного обучения, при котором предобученные модели, изначально разработанные для других задач компьютерного зрения, адаптируются под задачу оценки качества изображений. Это позволяет существенно сократить объёмы необходимых обучающих данных и ускорить процесс внедрения модели. Например, архитектуры, изначально предназначенные для классификации сцен или распознавания объектов, могут быть эффективно перенастроены для оценки визуального качества, используя лишь ограниченные выборки искажённого и эталонного контента.

Несмотря на высокую точность и перспективность нейросетевых решений, их массовое внедрение в вещательные системы сталкивается с рядом технических и организационных ограничений. Основными из них являются высокая вычислительная нагрузка, потребность в графических процессорах или специальных ускорителях, а также необходимость регулярного обновления и переобучения моделей при изменении типов контента и условий вещания. Кроме того, в реальных сценариях передачи сигнала возможны непредсказуемые артефакты, не входящие в обучающую выборку, что может снижать обобщающую способность модели. Поэтому в

большинстве случаев нейросетевые подходы сегодня применяются как дополнение к классическим метрикам или используются на этапах разработки и оптимизации вещательных решений, где доступен широкий набор тестовых данных и имеется возможность выполнения ресурсоёмких вычислений.

Тем не менее, прогресс в области эффективных нейросетевых архитектур, таких как легковесные CNN и трансформерные модели, позволяет рассчитывать на их более широкое внедрение в будущем, в том числе в системах мониторинга качества в реальном времени. Уже сегодня такие решения демонстрируют высокий потенциал в задачах контроля качества видеосигнала, обеспечивая надёжную оценку визуального восприятия и способствуя дальнейшему развитию интеллектуальных мультимедийных платформ.

Для объективной валидации методов оценки качества изображения необходимо сопоставление их результатов с субъективными оценками, полученными в ходе экспертного тестирования. Основным критерий эффективности метрики в таком контексте заключается в степени корреляции с восприятием человека, что обычно измеряется с помощью статистических показателей, таких как коэффициенты линейной и ранговой корреляции. Чем выше это соответствие, тем надёжнее алгоритм воспроизводит субъективное качество при автоматической обработке.

В ходе исследования была проведена серия экспериментов, направленных на сравнительную оценку наиболее распространённых объективных метрик, включая PSNR, SSIM, VIF, BRISQUE и NIQE. Для анализа использовались как эталонные видеоданные, так и варианты с различными типами искажений — сжатием, размытием, шумами, кольцевыми артефактами и искажениями цвета. Были задействованы видеофрагменты с различным содержанием: пейзажные сцены, динамичные кадры с быстрым движением, а также сложные текстурные структуры, характерные для спортивных и художественных программ.

Результаты показали, что метрика PSNR, несмотря на простоту и широкое распространение, демонстрировала сравнительно низкую чувствительность к визуально значимым искажениям. При сохранении высокой численной оценки по шкале PSNR наблюдались случаи явного ухудшения восприятия изображения, особенно в условиях размытия или блоковых искажений. В отличие от неё, SSIM более точно отражала структурные изменения, обеспечивая повышенную корреляцию с субъективными данными. Однако её чувствительность снижалась при высоких уровнях шума и в случае локальных деформаций изображения.

Метод VIF, основанный на оценке информативности визуального сигнала, продемонстрировал наилучшую согласованность с экспертными мнениями в ситуациях с комплексными искажениями, где одновременно присутствовали шум, потеря чёткости и изменение цветовой гаммы. Это позволило говорить о высокой применимости данного подхода в задачах оценки качества кодеков и фильтров постобработки.

В случае безэталонных метрик было отмечено, что BRISQUE обеспечивает достаточно стабильные и согласованные оценки в большинстве сценариев, демонстрируя устойчивость к изменениям яркости и контраста. При этом NIQE, как более обобщённый и «необучаемый» подход, в некоторых случаях уступал в точности, но сохранял приемлемую производительность при низких вычислительных затратах. Оба метода показали высокую эффективность в задачах мониторинга вещательного потока без доступа к исходному изображению, особенно при адаптивной потоковой передаче, где визуальные характеристики могут изменяться в реальном времени.

Дополнительный блок экспериментов был посвящён использованию модели DeepBIQ, обученной на большом массиве изображений с известной субъективной шкалой. Результаты показали, что нейросетевая модель способна успешно предсказывать

качество на уровне, близком к оценкам зрителей, и при этом лучше справлялась с нестандартными искажениями, такими как цветовой шум, резкие градиенты и артефакты масштабирования. Её недостатком стала высокая потребность в вычислительных ресурсах, что ограничивает применение в некоторых прикладных системах вещания.

В обобщении следует отметить, что не существует универсальной метрики, одинаково хорошо подходящей для всех типов контента и условий передачи. Выбор подходящего метода должен учитывать технические характеристики платформы, доступность эталона, особенности контента и требования к скорости обработки. В лабораторных условиях наиболее точные результаты обеспечивают метрики с полным эталоном, такие как VIF или SSIM. В полевых условиях, особенно при массовом вещании и в мобильных сетях, оправдано использование безэталонных моделей, обладающих достаточной точностью при минимальной нагрузке на вычислительные ресурсы.

Полученные экспериментальные данные подтверждают, что интеграция различных типов метрик — от классических до нейросетевых — в единую систему мониторинга качества позволяет достичь наиболее сбалансированного и надёжного контроля за качеством телевизионного изображения. Это особенно важно в эпоху гибридного медиапотребления, когда зритель использует самые разные устройства и каналы доступа к контенту.

Объективная оценка качества телевизионного изображения играет ключевую роль в обеспечении надёжности цифрового вещания и высокого уровня пользовательского восприятия. Классические метрики, такие как PSNR, несмотря на свою популярность, демонстрируют ограниченную точность и слабую корреляцию с визуальным восприятием. Более современные подходы, включая SSIM и VIF, обеспечивают лучшее соответствие субъективным оценкам, особенно при структурных искажениях.

На практике наибольшее значение приобретают безэталонные методы, такие как BRISQUE и NIQE, благодаря своей универсальности и возможности автономного применения в реальном времени. Они стали основой для систем мониторинга качества в OTT-сервисах и вещательных платформах. Перспективным направлением являются нейросетевые модели, демонстрирующие высокую точность при наличии обучающих данных, хотя их применение пока ограничено ресурсными требованиями.

Выбор метода должен зависеть от условий применения: при наличии эталона эффективны FR-метрики, при автономной оценке — NR-подходы. Совмещение разных методов позволяет достичь наилучших результатов в системах цифрового телевидения и потоковой передачи.

Список литературы:

1. Zhang, L., Shen, Y., & Li, H. (2022). Quality assessment for digital television systems based on perceptual models. *IEEE Access*, 10, 65029–65040.
2. Lin, W., Yang, X., Zhang, L., & Mou, X. (2020). A deep learning approach for blind image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 29, 4004–4018.
3. Yang, Y., Liu, C., Wu, H., & Yu, D. (2025). A quality assessment algorithm for no-reference images based on transfer learning. *PeerJ Computer Science*, 11, e2654.
4. Kundu, S., & Luthra, M. (2023). A comprehensive review on image quality assessment methods for broadcasting. *Multimedia Tools and Applications*, 82, 12451–12480.
5. Li, H., Man, H., & Wang, Z. (2021). No-reference image quality assessment in the compressed domain for television broadcasting. *Signal Processing: Image Communication*, 93, 116126.
6. Netflix Technology Blog. (2021). VMAF: The Journey Continues.