

АЛГОРИТМ УЛУЧШЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ В СИСТЕМАХ ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

**Бекназарова Саида Сафибуллаевна,
Бекмирзаева Мафтуна Шаймардановна**
Ташкентского университета информационных технологий
имени Мухаммада аль-Хорезми
obid.bekmirzayev89@gmail.com

Введение: Улучшение изображений – важнейшая задача в системе видеоизображений. Чтобы повысить точность и эффективность улучшения изображений, а также лучше справляться со следующим распознаванием, отслеживанием, пониманием поведения и другой обработкой целей, алгоритм улучшения изображения на основе искусственного интеллекта для систем видеоизображений предлагается. Во-первых, реконструкция изображения сверхвысокого разрешения осуществляется через метод реконструкции изображений на основе гибридной глубокой сверточной сети для улучшения резкости изображения. Затем для реконструированного изображения систем видеонаблюдения применяется алгоритм улучшения изображения водораздела, основанный на морфологии и слияние областей используется для реализации улучшения изображения систем видеонаблюдения. Алгоритмы искусственного интеллекта могут повысить точность улучшения изображения за счет итерационных вычислений. Экспериментальные результаты показывают, что после улучшения изображения в дневное время, ночью и систем видеонаблюдения.

Ключевые слова: Изображения, систем видеонаблюдения, компьютер, технология, интеллект, объект.

IMAGE ENHANCEMENT ALGORITHM IN VIDEO IMAGE SYSTEMS BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Abstract: Improving images is the most important task in the video image system. To increase the accuracy and effectiveness of improving images, as well as it is better to cope with the following recognition, tracking, understanding of behavior and other goals processing, an image improvement algorithm for artificial intelligence for video images is proposed. Firstly, the reconstruction of the image of super-high resolution is

carried out through the method of reconstruction of images based on a hybrid deep super-precise network to improve the sharpness of the image. Then, for the reconstructed image of video surveillance systems, an algorithm for improving the image of the watershed based on morphology and the merger of areas is used to improve the image of video surveillance systems. Artificial intelligence algorithms can increase the accuracy of improving the image due to iterative calculations. Experimental results show that after improving the image in the daytime, at night and video surveillance systems.

Keywords: *Images, video surveillance systems, computer, technology, intelligence, object.*

В повседневной жизни люди получают шумных видеоизображений, максимальная разница усиления меньше, чем 0,5%, степень сшивки близка к 1, а среднее время улучшения изображения составляет менее 1,3 с. Он может реализовать улучшение изображения видеоизображения и улучшить четкость изображения большую часть информации с помощью зрительных систем, к которой относится образная информация, и поэтому образ является незаменимым носителем информации для восприятия человеком мира [1]. С развитием науки и техники люди используют компьютер для имитации процесса распознавания человеческим мозгом цели на изображении, чтобы получить метод обработки изображения и сделать изображение более подходящим для наблюдения человеческим глазом или удобным для инструментального обнаружения. [2]. В области исследования приложений компьютерного зрения улучшение изображения является первым шагом, который очень важен в процессе цифровой обработки изображений. Если качество результатов улучшения изображения очень хорошее, это очень поможет на следующем этапе распознавания целей, распознавания изображений, анализа сцены и другой работы. Поэтому исследование улучшения изображения имеет большое значение для обработки изображений, анализа изображений и другие поля. Исследование алгоритма улучшения изображения добился больших успехов, но из-за его сложности все еще существуют много проблем, которые нужно решить. Пока не существует метода улучшения изображения, применимого ко всем полям, и нет общего стандарта оценки [3]. Традиционными методами улучшения изображения сложно выделить признаки, а эффект улучшения сложно полностью удовлетворить различным требованиям, поэтому еще есть много возможностей для улучшения. Люди все еще пытаются комбинировать применение передовых алгоритмов в области улучшения изображения, надеясь получить лучшие результаты улучшения. Поэтому дальнейшие исследования

алгоритма улучшения изображения по-прежнему имеют большое практическое значение [4].

В исследовании и применении имиджа люди часто интересуют некоторые части изображения, которые часто называют мишенями или перспективами. Как правило, они соответствуют конкретным регионам с уникальными свойствами изображения. Для выявления и анализировать объекты на изображении, необходимо их разделить с изображения [5]. На этой основе люди могут дополнительно измерять цель и использовать изображение. С развитием компьютерных технологий и технологий цифрового мониторинга изображений цели первого уровня военной боевой готовности начали использовать систему мониторинга цифровых изображений для повышения эффективности мониторинга [6]. Для дальнейшего повышения интеллектуальной степени системы мониторинга необходимо анализировать изображение эффективно. Улучшение изображения в системах видеонаблюдения – это важная технология анализа изображений. Соответствующие ученые провели исследование улучшения изображения. алгоритмы для систем видеонаблюдения, такие как отношение сигнал/шум отношение (PSNR) [4] и структурное сходство (SSIM) [6]. Преимущество алгоритма PSNR состоит в том, что алгоритм не нужен контроль параметров, и точность улучшения относительно высока, но алгоритм должен вычислять сходство между соседними регионами. Являясь основной единицей расчета, SSIM – это индекс, который измеряет сходство двух изображений. Это может повысить точность улучшения изображения, но алгоритм работает долго, что приводит к низкой эффективности алгоритма.

Искусственный интеллект – это новая отрасль машинного обучения направление в последнее десятилетие. Суть искусственного интеллекта состоит в том, бионика, моделирующая процесс восприятия человеческого мозга и познание. Целью исследования искусственного интеллекта является создание нейронной сети человеческого мозга для аналитического обучения и имитировать механизм зрительной системы для анализа изображения, звуковая и текстовая информация. Глубокое обучение развивается на основе искусственной нейронной сети. В конце прошлого века нейронным сетям когда-то уделялось большое внимание в области машинного обучения, но позже появились некоторые проблемы, такие как простота установки, сложность настройки параметров, медленное обучение скорость и не более эффективна, чем другие методы, когда уровней было меньше, поэтому он постепенно затухал [2]. До 2006 г. Джеффри Хинтон выдвинул идею глубокого обучения. Впоследствии на глубокое обучение обратили внимание многие ученых в академических кругах и широко используется в промышленности. Это сделало прорыв в области

распознавания речи, распознавания изображений и обработки естественного языка. Разница между глубокое обучение и традиционное поверхностное обучение заключается в том, что для искусственного интеллекта требуется глубокая сетевая структура, и придается большое значение обучению признаков. По сравнению с методом искусственного построения функций, легче получить все виды коннотативной информации, используя массивные данные для обучения и изучения функций. В настоящее время глубокое обучение сделало замечательные достижения во многих областях, и стал центром исследований что привлекает внимание ученых отрасли. Более того, подъем искусственного интеллекта все еще продолжается, и непрерывный были сделаны крупные прорывы, которые окажут значительное влияние на область машинного обучения.

В этой статье в видео используется технология искусственного интеллекта улучшение изображения сцены видеонаблюдения, и алгоритм улучшения изображения сцены видеонаблюдения, основанный на глубоком обучении, предлагается для реализации улучшения изображения систем видеонаблюдения.

Эта глава основана на реконструкции изображения со сверхвысоким разрешением (SR) на основе гибридной глубокой свертки. Сети, в основе которой лежит изображение фона и мишени, характеризующееся морфологическим открытием, смещением закрытия операций и лапласовской технологии заточки. Затем контур усиливается оператором Лапласа. Согласно к яркости области изображения сцены видеонаблюдения, объект и фоновая зона сцены видеонаблюдения изображения отмечены, а измененное изображение амплитуды градиента водораздел сегментирован. Наконец, RMMS используется для объединения сегментированные области изображения, а также объединить отсутствующие помеченные области в целевые или фоновые области до тех пор, пока не будет новый алгоритм слияния регионов. Вышеуказанные шаги могут эффективно повысить четкость реконструированного изображения и улучшить точность реконструкции, и используются для реализации алгоритма улучшения изображения для видеонаблюдения сцена.

Метод реконструкции изображения SR на основе в гибридной сети глубокой свертки

Реконструкция со сверхвысоким разрешением (SR) предназначена для реконструкции изображений с высоким разрешением (HR) с богатой детализацией путем ввода одного или больше изображений с низким разрешением (LR). В качестве некорректно поставленной обратной задачи технология реконструкции должна собирать и анализировать как можно больше соседних пикселей, чтобы получить больше подсказок, которые могут

использоваться для дополнения недостающей информации о пикселях в процессе повышающей дискретизации. Супер разрешение изображения сигнала (SISR) реконструкция изображения места видеонаблюдения заключается в использовании богатая информация, содержащаяся в изображении сцены видеонаблюдения и визуальные априорные данные, полученные из образца изображения, чтобы идентифицировать важные визуальные подсказки, заполнить детали и представить их максимально точно и эстетично. В последние годы технология реконструкции широко используется в медицинских изображениях, спутниковых дистанционное зондирование, видеонаблюдение и другие области [4]. В статье предлагается метод реконструкции изображений SR, основанный на гибридная глубокая сверточная сеть, которая является одной из основных технологий в области глубокого обучения. В этом методе кодек структура, построенная путем свертки и деконволюции, может удалить шум, возникающий в процессе восстановления изображения. Благодаря смешанному использованию различных методов свертки, построена сквозная сеть, и образ SR в строке с исходным изображением реконструируется [6].

В этой статье в видео используется технология глубокого обучения. Улучшение изображения сцены видеонаблюдения, и алгоритм улучшения изображения сцены видеонаблюдения, основанный на глубоком обучении, предлагается для реализации изображения сцены видеонаблюдения улучшение. С помощью метода реконструкции изображения SR на основе гибридной глубокой сверточной сети изображение.

Реконструкция SR для улучшения резкости изображения. Затем, для реконструированного изображения сцены видеонаблюдения алгоритм улучшения изображения водораздела на основе морфологии и слияние областей используется для реализации улучшения видео изображение места наблюдения.

Повышение частоты дискретизации В задаче SR реконструкция сцены видеонаблюдения изображение на основе глубокого обучения, модель реконструкции используется изображение высокого разрешения (формула 1). В повышающей дискретизации модуль масштабирует LR изображение сцены видеонаблюдения к изображению sub LR с тем же количеством пикселей, что и изображение высокого разрешения [3]. Самый простой способ повышения частоты дискретизации повторная выборка и интерполяция: входное изображение масштабируется до желаемого размера, а пиксели каждой точки рассчитываются в то же время. В этой статье структура сети конволюции используется для выборки входного изображения LR до целевого размера изображения [4]. В этой части слой деконволюции с ядром свертки 3×3

используется для выборки LR изображения видеонаблюдения сцены в том же масштабе целевого изображения, что и на входе слой извлечения признаков.

$$I^H = D^{-1} I^L B^{-1} - S \quad (1)$$

где I^H – изображение высокого разрешения видеонаблюдения сцена; D^{-1} – операция повышения дискретизации; I^L – изображение сцены видеонаблюдения низкого разрешения; B^{-1} – операция устранения размытия; S – операция шумоподавления. Извлечение признаков изображения в традиционной реставрации изображений стратегия функции изображения извлечение заключается в интенсивном извлечении блоков изображения, а затем использовании набор предварительно обученных баз (таких как анализ основных компонентов (PCA), дискретное косинусное преобразование (DCT) и т. д.) для представления их. В нейронной сети свертки эта часть может быть включена в базовую оптимизацию сети, а операция свертки может автоматически извлекать сцену видеонаблюдения. Особенности изображения [5]. Формально подсеть выделения признаков в этой статье представлена следующим образом:

$$F1(X) = \max(0, W1 \otimes Z + b1)$$

где Z – LR-изображение сцены видеонаблюдения после повышающая дискретизация; $W1$ и $b1$ представляют вес свертки и смещение соответственно, где размер $W1$ равен $3 \times 3 \times 64$; \otimes – это операция свертки, добавляется граница 0 и размер шага равен 1, поэтому что входные и выходные размеры согласованы, а граница понижение ранга предотвращено.

Структура шумоподавления кодека

В структуре шумоподавления функций свертка и деконволюция каскадируются для создания структуры кодирования и декодирования, которая может устранить характерный шум видео. Изображение места наблюдения в максимальной степени. Свертка слой сохраняет основное содержание изображения сцены видеонаблюдения, в то время как слой деконволюции используется для компенсации деталей, чтобы добиться хорошего эффекта шумоподавления и лучше сохранить содержание изображения места видеонаблюдения. Формально этот слой выражается как:

$$H1(F1) = \max(0, W2 \otimes F1 + b2) \quad (3)$$

$$H2(F1) = \max(0, W3 \otimes H1 + b3) \quad (4)$$

где вывод на этапе извлечения функции изображения из видео сцена наблюдения $F1$; $W2$ и $b2$ – вес свертки и размер смещения. $W3$ и $b3$ – веса и смещения деконволюции; $H1(F1)$ и $H2(F1)$ – характеристики изображения видеонаблюдения. Сцена извлечена путем деконволюции одной операцией и двух операций по очереди; $H1$ – одна операция деконволюции.

Слой свертки постепенно уменьшает размер карты объектов, сохраняя основную информацию об изображении видео. Сцена наблюдения и получает абстрактное содержание изображения особенности сцены видеонаблюдения. Деконволюция слой постепенно увеличивает размер карты объектов, увеличивает размер карты объектов и восстанавливает подробную информацию о особенности изображения сцены видеонаблюдения. В то же время, прыжковое соединение используется для ускорения тренировочного процесса, чтобы гарантировать согласованность входных и выходных размеров структуры кодирования и декодирования. В то же время это также обеспечивает эффективность теста в случае ограниченной вычислительной мощности мобильного терминала и получает функцию изображения карта места видеонаблюдения для удаления шумов [6].

В этой части используются все 64 ядра свертки размером $3 \times 3 \times 64$ слой свертки. Однако первая половина свертки операция не добавляет границу 0, а размер шага равен 2, поэтому что выходной размер функции становится половиной входного размер. Во второй части восстановления функции деконволюции 0 граница добавлена и размер шага равен 2. Видеонаблюдение карта объектов сцены восстанавливается до исходного размера, чтобы обеспечить целостность масштаба изображения.

Реконструкция видеонаблюдения изображение сцены

В процессе реконструкции изображения места видеонаблюдения, вход скрытого изображения признака состояния F_2 и выход SR изображения реконструкции можно рассматривать как обратную операцию этапа извлечения признаков. В свертке сети свертка 684 SHEN ET AL. ядро W_c^d с используется в качестве базового коэффициента реакции, и рассматривается каждая позиция многомерного признака скрытого состояния. в качестве домена изображения SR для получения изображения реконструкции SR. Для этого причина, слой свертки определен для создания окончательного SR изображение I^{SR} .

$$I^{SR} = W_c^d \otimes F_4 + b_5$$

где W_c^d с — свертков размером $1 \times 1 \times 64$, с — количество каналов изображения сцены видеонаблюдения, b_5 смещение свертки, а F_4 — ядро свертки после четырех извилины.

Первые четыре свертки в этой части используют 64 свертки. с $3 \times 3 \times 64$ для проверки особенностей изображения видеонаблюдения сцена для многомерного извлечения. Ядро свертки расстояние между точками свертки составляет 1, 1, 2 и 4 соответственно, что может рассчитать особенности изображения с большим рецептивным полем. Затем, слой свертки, состоящий из 64 ядер свертки с $3 \times 3 \times 64$

используется для суммирования первых извлеченных характеристик изображения видео. Сцена наблюдения с высоко размерными функциями для обеспечения полное использование возможностей. Наконец, требуемый образ SR реконструируется с использованием слоя свертки с свертки ядра с $3 \times 3 \times 64$.

Улучшение изображения является основой анализа изображения, распознавания и понимания изображения. Качество улучшения изображения напрямую связано с эффектом последующего изображения обработки, поэтому улучшение изображения играет очень важную роль в процессе обработки изображения.

Улучшение изображения – это использование серого цвета изображения, цвета, текстуры, формы и другой информации в соответствии со стандартом, а изображение имеет особую значение различных регионов, разделенных, чтобы гарантировать, что внутренняя согласованность каждого региона удовлетворена, и различия между регионами удовлетворены. Улучшение изображения может извлечь интересные для людей объекты из сложной сцены, а затем перейдите к следующему шагу. Видеонаблюдение Улучшение изображения сцены может эффективно разделить цель и фон на две части, и помочь людям эффективно и быстро судить о целевой информации в видеонаблюдении изображение сцены. В этой статье взято изображение сцены видеонаблюдения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В качестве цели исследования и предлагает алгоритм улучшения изображения сцены видеонаблюдения, основанный на глубоком обучении в эксперимент, симуляционный тест проводится MATLAB2016 программное обеспечение. После теста алгоритм может сегментировать различные виды изображения сцены видеонаблюдения с высокой точностью и высокая эффективность, и это эффективное улучшение изображения алгоритм.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Kotov, V.M., Averin, S.V.: Two-dimensional image edge enhancement using two orders of Bragg diffraction. *Quantum Electron.* 50(3), 305–308 (2020).
2. Yan, Z., Liu, S., Gu, H.: Fault image enhancement using a forward and backward diffusion method. *Comput. Geosci.* 131(8), 1–14 (2019).
3. Manju, V.N., Lenin, F.A.: AC coefficient and K-means cuckoo optimization algorithm-based segmentation and compression of compound images. *IET Image Proc.* 12(2), 218–225 (2018).
4. M.Sh. Bekmirzayeva “Tasvirlarga qayta ishlov berishning dastlabki usullari.” *O‘ZBEKISTONDA FANLARARO INNOVATSIYALAR VA ILMIY TADQIQOTLAR JURNALI* 2.13 (2022): 760-764.
5. Mao, J., et al.: GrabCut algorithm for dental X-ray images based on full threshold segmentation. *IET Image Proc.* 12(12), 2330–2335 (2018).
6. Florea, L., Florea, C.: Directed color transfer for low-light image enhancement. *Digital Signal Process.* 93, 1–12 (2019).
7. Fan, J., Wang, J.: A two-phase fuzzy clustering algorithm based on neurodynamic optimization with its application for PolSAR image segmentation. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 26(1), 72–83 (2018).
8. Nongmeikapam, K., Kumar, W.K., Singh, A.D.: Fast and automatically adjustable GRBF kernel based fuzzy C-means for cluster-wise coloured.