

А.А. Александров, Г.С. Мизюков, М.А. Бутакова

**ОЦЕНКА КАЧЕСТВА СЛИЯНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЭНТРОПИИ ШЕННОНА
И КОЭФФИЦИЕНТА ПОЛЕЗНОЙ ИНФОРМАЦИИ ХАРТЛИ**

Исследуются методы повышения качества изображений, получаемых из гетерогенных источников информации на основе многомодальной интеграции. Дополнительная информация из нескольких модальностей позволяет использовать признаки, которые невозможно правильно интерпретировать, если анализировать информацию отдельно от одного источника. В качестве подтверждения актуальности темы рассматриваются современные исследования в данной области. Целью работы является повышение информативности изображений, получаемых в результате слияния данных от разнородных источников, и получение высококачественных изображений, пригодных для корректной работы алгоритмов машинного обучения. Для достижения поставленной цели авторами решается ряд задач: создание подхода к измерению качества изображений, в рамках которого необходимо разработать ряд алгоритмов, описывающих процесс оценки качества результатов слияния на основе многомодальной информации; реализация полученных алгоритмов в программной среде для валидации предлагаемого подхода; проведены оценочных экспериментов на основе представленных алгоритмов, в частности, вычисления мер информативности изображений и влияния шумов и размытости на энтропию объединённого изображения. Результаты экспериментальных исследований на наборах данных из открытых источников показали, что предложенный метод позволяет определить наилучший вариант слияния изображений, при котором данные будут иметь максимальную информативность. Использование энтропии по Шеннону дает возможность вычислить количество информации, передаваемой в изображениях, а коэффициент полезной информации Хартли позволяет оценить количество присутствующих шумов в изображении. Также, в статье проводится сравнение результатов при различных уровнях шума и степени размытости изображений, демонстрирующее различные результаты алгоритмов при оценке качества изображений. Предложенный подход проиллюстрирован на примере анализа изображений, полученных путём слияния данных от двух типов приборов – инфракрасной камеры и видеокамеры, снимающей изображения в видимом диапазоне.

Слияние данных; многомодальная информация; энтропия информации; коэффициент Хартли; оценка качества изображений.

A.A. Alexandrov, G.S. Miziukov, M.A. Butakova

**IMAGE FUSION QUALITY ASSESSMENT USING SHANNON ENTROPY
AND HARTLEY USEFUL INFORMATION COEFFICIENT**

The article examines methods for improving the quality of images obtained from different sources of information through multi-modal integration. By combining information from various modalities, features that cannot be accurately interpreted when analyzed separately can be utilized. To support the relevance of this topic, recent research in this area is discussed. The goal of the work is to enhance the information content of images resulting from merging data from diverse sources and create high-quality images suitable for accurate machine learning applications. To achieve this objective, the authors address several tasks. They develop an approach for measuring image quality and design algorithms to evaluate the quality of fused results based on multi-modal information. These algorithms are implemented within a software framework for validating the proposed approach. Evaluation experiments are conducted based on the presented calculations of the information content of images and the effect of noise and blur on the entropy of the combined image. The results of the experimental studies on data sets from open sources have shown that the proposed method allows determining the best way to merge images with maximum information content. The use of Shannon entropy makes it possible to calculate the amount of information transmitted in images, and the Hartley coefficient of useful information helps estimate the amount of noise in an image. Additionally, the article compares the results at different levels of noise and degrees of blur in images, demonstrating the effectiveness of different algorithms for evaluating image quality. To illustrate the proposed approach, we analyze images obtained by combining data from two devices: an infrared camera and a video camera capturing images in the visible range.

Data fusion; multimodal information; information entropy; Hartley coefficient; image quality assessment.

Введение. Актуальность оценки качества изображения обусловлена непрерывным развитием технологий визуализации и обработки изображений. С растущим распространением технологий машинного обучения и искусственного интеллекта, применяемых в задачах распознавания объектов, возрастает потребность в больших объемах качественных изображений. Изображения представляют собой визуальные объекты, содержащие информацию, а в системах распознавания они рассматриваются как наборы пикселей с различными цветовыми характеристиками. Для того, чтобы научить систему распознавать на изображениях объекты, необходимо предоставить ей большое количество примеров с четко обозначенными границами объектов и качественными входными данными. Изображения должны иметь высокое разрешение, с минимальным количеством шумов, искажений и содержать интересующий объект. После оценки точности и полноты распознавания объектов результаты работы модели иногда оказываются неудовлетворительными, в этом случае возникает необходимость в дополнительном обучении на новых данных и/или использовании дополнительной информации. Однако существуют проблемы, связанные с определением качества изображений, поскольку отсутствуют строгие объективные критерии, а также восприятие качества зависит от субъективной оценки человека. Для повышения качества распознавания на сегодняшний день в различных системах применяют многомодальную интеграцию (объединение) данных, например: в медицине – для создания новых изображений с целью улучшения зрительного восприятия [1, 2]; в «умных» автомобилях, в которых используют данные от различных источников, таких как RGB-камера, Depth-камера, FIR-камера, LIDAR, другие сенсоры и датчики [3, 4]; в интеллектуальных системах контроля для повышения эффективности принятия решений [5]; в беспилотных аппаратах и спутниках, где слияние данных от различных источников дистанционного зондирования позволяет повысить точность классификации [6] и во многих других областях.

Многомодальная интеграция данных не только позволяет собрать большие объемы информации от различных источников, но и предусматривает более рациональное использование информации. Такой подход имеет важное значение в тех случаях, когда данные могут предоставить дополнительную или избыточную информацию, которая позволяет уменьшить неопределенность и повысить надежность систем компьютерного зрения. Предоставляемая дополнительная информация от источников различных типов позволяет использовать признаки, которые в рамках каждой отдельной модальности не представляют значимости. Имеется множество исследований по разработке методов объединения многомодальных данных, которые в англоязычной литературе получили название «Data Fusion» («Слияние данных»), например, [7–9]. Авторами данной статьи так же ранее проводилось исследование [5] по объединению информации от гетерогенных источников для повышения эффективности принятия решений при обнаружении дефектов на поверхности различных материалов. В этой работе был предложен комплексный метод объединения данных различной модальности для обогащения наборов признаков, характеризующих измеряемый объект при оценке наличия дефекта.

Постановка задачи. Одним из критериев оценки результатов слияния является достоверность полученной информации. Вопрос достоверности информации в системах слияния данных является важным критерием при оценке полученных результатов [10]. В многочисленных публикациях, например, в [3–6] сообщается об улучшении характеристик полученных данных с применением методов Data Fusion. Исследователи полагают, что полученные результаты безусловно будут более точные и содержать больше информации. Однако лишь небольшое число публикаций посвящено проблеме исследования достоверности полученных результатов. При анализе информации специалистам приходится самостоятельно определять достоверность полученных данных и надежность их источника. Мы предлагаем оценивать непосредственно исходные данные и результаты их слияния, выбирая наилучший вариант для дальнейшей работы с полученными изображениями.

При разработке метрик слияния изображений принято проводить принципиальное различие между субъективными и объективными оценками. Субъективная оценка (зрительное восприятие человека) надежна, трудоемка и дорога. Существует высокая по-

требность в объективных оценочных показателях для оценки качества объединенных изображений. В последние годы исследователями предложено множество показателей для объективной оценки качества изображений, таких как среднеквадратическая ошибка, пиковое отношение сигнал/шум и мера индекса структурного сходства [11]. Для оценки качества полученных объединённых медицинских изображений, при сравнении с эталонными снимками авторы в работе [12] применяют такие метрики для сравнения эталонных изображений и полученных в результате слияния данных, как уровень шума, четкость или размытость краев, контрастность, форму, структуру объектов и информационную энтропию – для характеристики текстуры изображения.

В теории информации основной мерой информации является энтропия, которая количественно определяет степень неопределенности, связанную с вероятностью появления тех или иных символов при передаче сообщений. Энтропия Шеннона оценивает среднее количество информации (математическое ожидание), которое содержится в значениях случайной величины появления тех или иных символов. отождествляя энтропию с информацией, Клод Шеннон пришел к выводу, что количество информации, приобретаемое при полном выяснении состояния некоторой физической системы, равно энтропии этой системы. Энтропия обращается в ноль, когда одно из состояний достоверно, а остальные невозможны. При заданном числе состояний энтропия обращается в максимум, когда эти состояния равновероятны, а при увеличении числа состояний она увеличивается. Энтропии присуще свойство аддитивности, т.е. когда несколько независимых систем объединяются в одну, их энтропии суммируются. Энтропия Шеннона двух независимых событий X и Y равна сумме энтропий этих событий, согласно формуле (1).

$$H(X \cdot Y) = H(X) + H(Y). \quad (1)$$

Энтропия Шеннона используется для определения количества информации, содержащейся в сообщении, и минимальной длины сообщения, необходимой для передачи информации. Также она применяется для оценки информационного содержания случайной величины появления символа в сообщении, которая выражается в единицах информации, например в битах, и для определения оптимального способа сжатия данных без потерь. В работе мы рассматриваем изображения, для которых исследуется случайная величина появления пикселя с определённым цветом. Согласно формуле Хартли, вероятность события появления пикселя определенного цвета обратно пропорциональна числу исходов, если события равновероятны, то есть цвета распределены равномерно. Тогда вероятности появления пикселей каждого цвета будут равны. В случае, если преобладает определенный цвет, то вероятность его появления будет выше. Вероятностный подход Шеннона обобщает меру количества информации по Хартли, когда не все события являются равновероятными, а также учитывает влияние шума в канале связи. В соответствии с формулой Шеннона информация, добавленная каждым новым символом, представляет собой логарифм от вероятности его появления, в основании которого ставится количество символов в алфавите. Аналогично сообщениям, состоящим из символов алфавита, изображения состоят из пикселей различных цветов. Добавление новых пикселей приводит к увеличению информации, содержащейся в изображении. Следовательно, информацию, добавленную каждым новым пикселем, можно рассчитать как логарифм от вероятности появления пикселя определенного цвета, в основании которого стоит количество цветов в изображении. Эффективность метрик, использующих обобщение энтропии Шеннона, была продемонстрирована во многих исследованиях, где были показаны хорошие результаты [13–18]. Таким образом, информационная энтропия Шеннона может использоваться для оценки качества изображений.

Оценка качества изображения является актуальной темой для исследования в области цифровой обработки изображений. Например, авторы в статье [19] исследуют различные улучшенные модификации энтропии Шеннона для оценки информации о пространственном расположении пикселей в изображениях в градациях серого. Энтропию так же применяют в методах, позволяющих эффективно отражать информационное содержание инфракрасных изображений [20], для улучшения качества и надёжности кото-

рых авторы предлагают использовать оптимизированный генетический алгоритм и методы слияния изображений. Данный подход позволяет минимизировать шум, улучшить контраст и повысить пространственное разрешение, что приводит к улучшению качества инфракрасных изображений и обеспечивает более точный и надёжный количественный анализ. Другие исследователи применяют энтропию в методе оценки качества изображений без использования эталонов на основе слияния признаков, например, в работе [21] из изображений извлекаются признаки, в том числе и величина энтропии, затем на основе всех признаков формируется вектор признаков. Далее авторы с помощью алгоритмов машинного обучения получают зависимость между признаками изображения и показателями качества, что дает возможность оценивать качество самого изображения.

При слиянии двух и более изображений в одно, более информативное, могут появляться различного рода дефекты, такие как искажения, размытия, появление шумов. Также, при слиянии разных модальностей заранее не известно, какая из модальностей имеет большую информативность. Авторами предлагается использовать вычисление информативности изображений до и после объединения многомодальных данных, что позволяет оценить эффективность объединения данных, а также пригодность объединённого изображения для дальнейшего использования.

В данной работе, в разделе 3, приводится описание методов, разработанных авторами, для измерения информативности изображений. В разделе 4 предложен метод повышения информативности изображения на основе объединения многомодальных данных.

Метод решения. На качество изображения влияют в числе других такие параметры, как количество используемых цветов и глубина цвета, где каждому пикселю, формирующему изображение, присваивается информация о цвете. При работе с цифровыми изображениями человеческий глаз способен различить только определенный уровень глубины цвета, при его увеличении различия становятся почти незаметны. Во многом восприятие так же зависит от цветопередачи монитора, но системы работают непосредственно с пикселями, что позволяет использовать максимальное число цветов, которое может содержать изображение.

При осветлении теней на изображении или затемнении бликов скрытые различия в переходах между цветами могут проявиться в виде цветовых артефактов – отсутствия плавности переходов тонов и цветов изображения. Таким образом, увеличение контрастности будет приводить к уменьшению уровня глубины цвета изображения. Этот параметр влияет на плавность перехода тонов и цвета изображения. При увеличении глубины цвета соответственно увеличивается не только качество изображения, но и его объем. Для вычисления исходного объема изображения необходимо знать глубину цвета изображения. При определении глубины изображения воспользуемся формулой (2):

$$N = 2^i, \quad (2)$$

где i – глубина изображения в битах на пиксель; N – количество цветов в изображении.

Другим параметром качества изображения, характеризующим её информативность, является разрешение. Чем больше разрешение, тем больше мелких деталей может содержаться на изображении. Стоит учитывать, что при объединении данных изображения могут иметь различные разрешения. При приведении изображений к одним и тем же разрешениям изображения масштабируются. При уменьшении размеров изображения происходит удаление пикселей, а при увеличении размеров с помощью методов интерполяции добавляются новые с учётом данных существующих пикселей. При этом объем изображения может сохраниться при использовании методов интерполяции с высокой точностью. Для определения объема изображения воспользуемся формулой (3).

$$V = \frac{(w \times h) \times i}{1024}, \quad (3)$$

где w – ширина изображения в пикселях; h – высота изображения в пикселях; i – глубина изображения в байтах; V – объема изображения в килобайтах.

На всех изображениях, полученных с помощью цифровой техники, присутствуют в определенной степени различные шумы. На цифровых изображениях шум может быть минимальным и не различимым, а быть максимально выраженным. Например, там, где на изображении должна быть однотонная и гладкая поверхность, присутствуют шероховатость или нечёткость. Особенную выраженность шум имеет на изображениях с наименьшей яркостью, так как яркие области имеют более сильный сигнал, следовательно, шум на ярких областях будет мало заметен. Помимо вариаций яркости, шум может быть хроматическим, при высокой концентрации которого, изображение может стать непригодным для обработки. Применение большого количества фильтров может привести к нежелательным ухудшениям, и изображение может приобрести характерные искажения, такие как потеря оттенков на переходах яркости и цвета, снижение насыщенности тонов, отображение в явном виде структуры раstra. Для обнаружения шума в изображении воспользуемся формулой, известной как мера Хартли или хартлиевское количество информации. С помощью формулы (4) определим коэффициент полезной информации I в изображении. Чем больше значение коэффициента, тем меньше шума в изображении.

$$I = \log_2 |S|, \quad (4)$$

где S – множество всех возможных значений пикселей.

На рис. 1 приведены изображения, которые имеют различные уровни глубины цвета и различное количество шума по Гауссу. Исходное изображение с черно белым градиентом имеет разрешение 600×200 пикселей и глубину цвета 16 бит. К полученному изображению было добавлено небольшое количество шума по Гауссу 5% и 10% соответственно. Каждое изображение представлено в пяти вариантах глубины цвета: 16, 8, 4, 2 и 1 бит.

При слиянии изображений к одному изображению добавляется информация из второго. Очевидно, что каждое изображение является информативным, и при анализе из них можно извлечь все содержащиеся данные. Поэтому необходима мера, которая позволит количественно определить прирост информативности при слиянии двух изображений, а именно, как второе изображение влияет на информативность первого. Для этого воспользуемся определением энтропии по Шеннону, согласно формуле (5).

$$H = -\sum_{x=1}^n p(x) \log_2 p(x), \quad (5)$$

где n – количество возможных событий; $p(x)$ – вероятность наступления события x , в нашем случае – вероятность появления того или иного цвета пикселя изображения.

С помощью формулы (5) определяем влияние наличия второго изображения на качество полученного изображения.

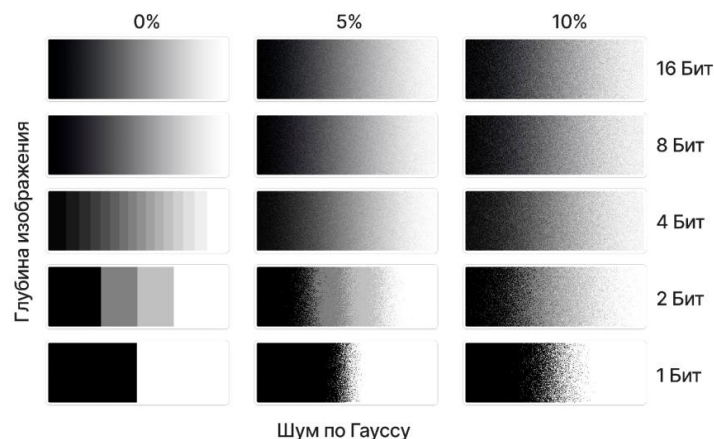


Рис. 1. Изображения с различной глубиной цвета и различным количеством шума

Чем больше коэффициент энтропии H , тем выше качество информации, передаваемой в изображении. Энтропия зависит только от вероятностей значений интенсивности, без учёта их пространственного распределения, что дает нам среднее количество информации о значениях интенсивности в изображении. В данном случае энтропия используется, как показатель степени сглаживания контуров, мелких деталей и краев изображения. Получается, что значение энтропии изображения, в котором есть размытые контуры, меньше по сравнению со значением энтропии исходного значения, следовательно коэффициент энтропии будет больше, если изображение будет с подчеркнутыми контурами рисунков.

Таким образом, имеется три формулы оценки качества изображения, такие как: глубина изображения, коэффициент полезной информации, коэффициент энтропии. Используя полученные выше формулы (2)–(5), можно установить, что чем больше значение критерия, тем меньше в изображении дефектов, следовательно выше его качество и информативность. Принятие взвешенного решения о качестве изображения можно представить в виде следующей формулы:

$$Q = \begin{cases} 1, & \text{если } (w_N \times N + w_I \times I + w_H \times H) \geq T_{\max}, \\ 0, & \text{если } T_{\min} \leq (w_N \times N + w_I \times I + w_H \times H) < T_{\max}, \\ -1, & \text{если } (w_N \times N + w_I \times I + w_H \times H) < T_{\min}, \end{cases} \quad (6)$$

где w_N , w_I и w_H – весовые коэффициенты параметров N , I , H , соответственно;

$T_{\min}$ и $T_{\max}$ – пороговые значения, которые определяют, при каком уровне качества изображение считается без дефектов или с дефектом.

Расчёт пороговых значений $T_{\min}$ и $T_{\max}$, является важным этапом при определении качества, необходимо установить оптимальные границы позволяющие классифицировать изображения по уровню качества. Расчёт проводится индивидуально для каждого набора данных, что позволяет учитывать специфику и особенности информации, содержащейся в изображениях. Первый способ основан на использовании мнения специалистов (экспертов) для определения пороговых значений. Эксперты анализируют изображения и предлагают свою субъективную оценку в зависимости от зрительного восприятия. Пороговые значения $T_{\min}$ и $T_{\max}$ будут определяться как среднее усеченное всех полученных значений. Второй способ, который мы применяем, использование выборки – из исходного множества данных случайным образом и алгоритмов кластеризации данных для разбиения полученных коэффициентов на заранее определённое число кластеров. Определив стабильное разбиение данных на кластеры и число кластеров, определяем пороговые значения $T_{\min}$ и $T_{\max}$, основываясь на анализе структуры кластеров.

Как видно из формулы (6), в случае если изображение нечитаемое, то значение мер будет минимальным, и результат вычисления будет меньше порогового значения $T_{\min}$. Результатом вычисления формулы (6) в этом случае будет «-1». Если значение коэффициента полезной информации в изображении низкое, что свидетельствует о наличии шума, и значение коэффициента энтропии H уменьшается, что указывает на снижение сложности изображения, например изображение становится менее детализированным, то результат вычисления будет находиться между пороговыми значениями $T_{\min}$ и $T_{\max}$, свидетельствуя о среднем качестве изображения. В результате вычисления формулы (6) будет получен «0». Если результат вычисления превышает $T_{\max}$, это указывает на минимальное количество шума в изображении и максимальное количество содержимой информации. В результате вычисления формулы (6) будет получен «1». На основании полученных значений и формулы (6) можно делать выводы о качестве полученного изображения после слияния.

Алгоритмы. В этом разделе мы оценим качество реальных изображений с использованием формул для оценки качества изображения. Для демонстрации результатов подсчета информативности изображений воспользуемся алгоритмами, полученными из формул (2)–(6). Первым шагом является вычисление глубины изображения. Разработанная процедура определения глубины представлена в Алгоритме 1.

Алгоритм 1: Вычисление глубины изображения

Вход: путь к растровому изображению pathToImage
Результат: количество бит на пиксель
 bitsPerPixel $\leftarrow$ 0;
 url $\leftarrow$ new System.Uri(pathToImage);
 source $\leftarrow$ new BitmapImage(url); // Битовая карта изображения
 bitsPerPixel $\leftarrow$ source.Format.BitsPerPixel;
return bitsPerPixel;

Следующим этапом, зная значения глубины изображения, вычислим объем изображения. В Алгоритме 2 приведено описание вычисления информационного объема изображения.

Алгоритм 2: Вычисление объема изображения

Вход: ширина изображения W; высота изображения H; глубина изображения в битах D
Результат: объем изображения в килобайтах
 capacity $\leftarrow$ 0;
 capacity $\leftarrow$ (W * H) * (D / 8); // Объем изображения в байтах
 capacity $\leftarrow$ capacity / 1024; // Перевод в более крупные единицы измерения информации
return capacity;

Наличие шума может понизить качество изображения маскируя тонкие детали изображения делая их размытыми и менее четкими. Процедура вычисления коэффициента полезной информации в изображении описана в Алгоритме 3. Полученный коэффициент позволяет судить о наличии шума в изображении.

Алгоритм 3: Вычисление коэффициента полезной информации в изображении

Вход: оригинал изображения bitA; модифицированное изображение bitB
Результат: коэффициент изменения изображения
 information $\leftarrow$ 0;
 bitA $\leftarrow$ new BitArray(argA);
 bitB $\leftarrow$ new BitArray(argB);
 information $\leftarrow$ Math.Log(bitA, 2) - Math.Log(bitB, 2);
return information;

Качество информации в изображении связано не только с занимаемым объемом изображения, но и с вероятностью события появления пикселя того или иного цвета. Другими словами, чем больше информации содержится в изображении, тем меньше неопределенность события появления пикселя определённого цвета. Используя определение энтропии по Шеннону, вычислим качество информации, переданной в изображении при слиянии данных. Процедура вычисления коэффициента энтропии описана в Алгоритме 4. С помощью формулы (5), использованной в процедуре, определяем влияние наличия данных другого изображения на его качество.

Алгоритм 4: Вычисление энтропии по Шеннону

```
Вход: изображение imgVolume
Результат: коэффициент энтропии
result ← 0;
total ← 0;
freq ← new List<byte, int>();
for i ∈ imgVolume.Length do
    for j ∈ imgVolume.Length do
        color ← imgVolume[i, j]
        freq[color] ← freq[color] + 1
        total ← total + 1
    end
end
for b ∈ freq.Length do
    if freq[b] != 0 then
        prob ← freq[b] / total
        result ← result - prob * Math.log(prob, 2);
    end
end
return result;
```

На основе формулы (6) процедура принятия решения описана в Алгоритме 5. Процедура принимает на вход данные о качестве изображения, полученные от процедур вычисления глубины изображения, коэффициентов полезной информации в изображении и коэффициентов энтропии. На выходе будут получены результаты по каждой формуле оценки качества изображения.

Алгоритм 5: Вычисление взвешенного решения о качестве изображения

```
Вход: весовые коэффициенты double Wn, Wi, Wh; пороговые значения double Tmax, Tmin; количество цветов в палитре double N; коэффициента полезной информации в изображении double I; коэффициент энтропии double H;
Результат: результат оценки качества изображения
Q ← -1;
result ← (Wn * N) + (Wi * I) + (Wh * H)
if result >= Tmax then
    Q ← 1;
else
    if result >= Tmin AND result < Tmax then
        Q ← 0;
    end
end
return Q;
```

Результаты и обсуждение. Для расчета информативности и оценки качества изображений применим перечисленные выше алгоритмы. В качестве исходных данных использовались изображения из набора данных RoadScene, содержащего инфракрасные и видимые изображения сцен дорог, транспортных средств и пешеходов. Изображения имеют одинаковый размер и одинаковый ракурс. Данные находятся в открытом доступе

по адресу <https://github.com/hanna-xu/RoadScene>. На рис. 2 представлены два оригинальных снимка полученных с разных приборов, снимок в видимом диапазоне (рис. 2,а) и в инфракрасном диапазоне (рис. 2,б).



Рис. 2. Снимки участка дороги в двух световых диапазонах

В результате объединения происходит слияние информативных частей в единое изображение. Для того чтобы оценить, насколько новое изображение стало более информативным, насколько адекватны данные, уместны или применимы данные, привносимые вторым изображением, вычислим энтропию. Преобладающая часть методов слияния данных основывается на предположении о том, что входные данные имеют одинаковую достоверность и играют симметричную роль. Однако, входные данные могут иметь разную достоверность и вносить разную информацию в оригинальное изображение. Для того, чтобы не было снижения качества результатов слияния, необходимо учитывать данный факт, поэтому следует вычислять достоверность информации на всех этапах слияния. Формула (6) позволяет оценить все возможные варианты и принять решение на наилучшем варианте. Для начала приведем все изображения к градациям серого с глубиной цвета 8 бит. На примере данных выполним расчеты информативности изображений в видимом и инфракрасном диапазонах.



Рис. 3. Изображения участка дороги в градациях серого

На рис. 3 приведены изображения в видимом (рис. 3,а) и инфракрасном диапазоне (рис. 3,б) и результат слияния данных изображений (рис. 3,в). Все изображения имеют разрешение 500×329 пикселей. Были вычислены энтропии каждого изображения согласно формуле (4), так же были вычислены значения энтропии по изображениям, полученным при слиянии в видимом и инфракрасном диапазоне. Значения полученных результатов вычислений приведены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты вычисления коэффициентов энтропии

	Видимый диапазон	Инфракрасный диапазон	Слияние видимого и инфракрасного диапазонов
Коэффициент энтропии по Шеннону	6.499	6.962	7,093

Из табл. 1 можно видеть, что наилучший результат получен при слиянии изображений в видимом и инфракрасном диапазонах. Вычислим для каждого из изображений коэффициент качества изображения согласно формуле (6). Для параметров N , I , H используем весовые коэффициенты $w_N = 0.4$, $w_I = 0.3$ и $w_H = 0.3$. Определим пороговые значения $T_{\max}$ и $T_{\min}$ равным 2.6 и 1.8, соответственно. Результаты вычислений представлены в табл. 2.

Таблица 2

Результаты вычисления мер качества изображений

	Видимый диапазон	Инфракрасный диапазон	Слияние видимого и инфракрасного диапазонов
Уровень качества изображения	2.509	2.638	2.691
Q	0	1	1

Рассмотрим надежность подхода в случае, когда одно из изображений имеет размытие, и выходной результат имеет шум. Было взято изображение, полученное при слиянии видимого и инфракрасного диапазона, и получены варианты изображений с добавлением размытия по Гауссу в 2 пикселя, 4 пикселя, 6 пикселей и 8 пикселей. Так же варианты с добавлением шума, по Гауссу – 10 %, 20 %, 30 % и 40 %. Результат вычисления коэффициентов энтропии приведен в табл. 3.

Таблица 3

Результаты влияния шумов и размытости на энтропию объединённого изображения

	Размытие 0 пикселей	Размытие 2 пикселя	Размытие 4 пикселя	Размытие 6 пикселей	Размытие 8 пикселей
Шум 0%	7.093	7.068	7.040	7.015	6.997
Шум 10%	7.421	7.410	7.396	7.381	7.373
Шум 20%	7.667	7.660	7.648	7.636	7.633
Шум 30%	7.801	7.797	7.794	7.792	7.790
Шум 40%	7.831	7.833	7.837	7.839	7.840

Из полученных результатов в табл. 3 видно, что значение энтропии по Шеннону уменьшается с увеличением размытости и увеличением шумов, что свидетельствует об уменьшении качества информативности изображения. Дополнительное применение коэффициента полезной информации в изображении по Хартли также позволяет судить о количестве шумов в изображении для получения оценки качества изображений.

В случае анализа цветного изображения подсчет информативности изображений следует проводить по каждому каналу – красному, зеленому и синему отдельно. Уменьшение энтропии не всегда эквивалентно увеличению информативности, как видно из табл. 3. Сглаживание приводит к уменьшению коэффициента энтропии, а увеличение шума приводит к его увеличению. Если в изображении увеличивается количество шума, то сглаживание не оказывает эффекта уменьшения коэффициента энтропии.

Заключение. Использование методов слияния данных позволяет получить более информативные и содержательные результаты, повышая точность, полноту и надёжность данных для последующего анализа и использования в алгоритмах машинного обучения. Предложенный подход позволяет вычислить наилучший вариант слияния изображений, при котором результирующее изображение будет иметь наибольшую информативность. Входные данные могут иметь не одинаковую достоверность и привносить различную информативность при слиянии данных, что может привести к проблемам несогласованности или неточности данных. Вычисление энтропии по Шеннону позволяет определить наиболее подходящий вариант слияния изображений для дальнейшей обработки, не прибегая к вычислению достоверности информации, а коэффициент полезной информации по Хартли позволяет судить о количестве присутствующих шумов в изображении. Предложенный подход может быть применен при анализе изображений, получаемых путём слияния нескольких исходных изображений из различных, в том числе гетерогенных источников.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Yadav S.P., Yadav S.* Image fusion using hybrid methods in multimodality medical images // *Med. Biol. Eng. Comput.* – 2020. – Vol. 58, No. 4. – P. 669-687.
2. *Meyer-Baese A., Schmid V.* The Wavelet Transform in Medical Imaging // *Pattern Recognition and Signal Analysis in Medical Imaging.* – 2014. – P. 113-134.
3. *Bijelic M.* Seeing Through Fog Without Seeing Fog: Deep Multimodal Sensor Fusion in Unseen Adverse Weather // *The IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).* – 2019. – 11 p.
4. *Xu H., Ma J., Le Z., Jiang J., & Guo X.* FusionDN: A Unified Densely Connected Network for Image Fusion // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence.* – 2020. – Vol. 34, No. 07. – P. 12484-12491.
5. *Chernov A.V., Savvas I.K., Alexandrov A.A., Kartashov O.O., Polyanchenko D.S., Butakova M.A., Soldatov A.V.* Integrated Video and Acoustic Emission Data Fusion for Intelligent Decision Making in Material Surface Inspection System // *Sensors.* – 2022. – Vol. 22, No. 21. – 8554 p.
6. *Li H.* A Multi-Sensor Fusion Framework Based on Coupled Residual Convolutional Neural Networks // *Remote Sens.* – 2020. – Vol. 12, No. 12. – 2067 p.
7. *Rogova L., Bosse E.* Information quality in information fusion // in *2010 13th International Conference on Information Fusion*, Edinburgh: IEEE. – 2010. – P. 1-8.
8. *Castaneda F.* A Review of Data Fusion Techniques // *Sci. World J.* – 2013. – P. 1-19.
9. *Kenda K., Kažič B., Novak E., Mladenčić D.* Streaming Data Fusion for the Internet of Things // *Sensors.* – 2019. – Vol. 19, No. 8. – 1955 p.
10. *Proppe C., Kaupp J.* On information fusion for reliability estimation with multifidelity models // *Probabilistic Engineering Mechanics.* – 2022. – Vol. 69. – 103291 p.
11. *Umme S., Morium A., Mohammad S.U.* Image Quality Assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—A Comparative Study // *Journal of Computer and Communications.* – 2019. – Vol. 07. – P. 8-18.
12. *Kavitha S., Thyagarajan K.K.* A Survey on Quantitative Metrics for Assessing the Quality of Fused Medical Images // *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.* – 2016. – Vol. 12, No. 3. – P. 282-293.
13. *Hao Q., Zhao Q., Sbert M., Feng Q., Ancuti C., Feixas M., Vila M.* Information-Theoretic Channel for Multi-exposure Image Fusion // *The Computer Journal.* – 2023. – Vol. 66. – P. 114-127.
14. *Li B., Li R., Liu Z., Li C., Wang Z.* An Objective Non-Reference Metric Based on Arimoto Entropy for Assessing the Quality of Fused Images // *Entropy.* – 2019. – Vol. 21, No. 9. – 879 p.
15. *Vila M., Bardera A., Feixas M., Bekaert P., Sbert M.* Analysis of image informativeness measures // *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP).* – 2014. – P. 1086-1090.
16. *Коваленко П.П.* Методика информационной оценки восприятия изображений // *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики.* – 2008. – № 48. – С. 45-49.
17. *Обухов А.Д., Николукин М.С.* Метод повышения информационной ценности видеоданных на основе фильтрации кадров и оценки энтропии // *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики.* – 2023. – 23 (3). – С. 493-499.
18. *Кузнецов Л.А., Бугаков Д.А.* Разработка меры оценки информационного расстояния между графическими объектами // *Информационно-управляющие системы.* – 2013. – № 1 (62). – С. 74-79.
19. *Gao P., Li Z., Zhang H.* Thermodynamics-Based Evaluation of Various Improved Shannon Entropies for Configurational Information of Gray-Level Images // *Entropy.* – 2018. – Vol. 20, No. 1. – 19 p.

20. Ayunts H., Grigoryan A., Agaian S. Novel Entropy for Enhanced Thermal Imaging and Uncertainty Quantification // *Entropy*. – 2024. – Vol. 26, No. 5. – 374 p.
21. Cui Y. No-Reference Image Quality Assessment Based on Dual-Domain Feature Fusion // *Entropy*. – 2020. – Vol. 22, No. 3. – 344 p.

REFERENCES

1. Yadav S.P., Yadav S., Image fusion using hybrid methods in multimodality medical images, *Med. Biol. Eng. Comput.*, 2020, Vol. 58, No. 4, pp. 669-687.
2. Meyer-Baese A., Schmid V. The Wavelet Transform in Medical Imaging, *Pattern Recognition and Signal Analysis in Medical Imaging*, 2014, pp. 113-134.
3. Bijelic M. Seeing Through Fog Without Seeing Fog: Deep Multimodal Sensor Fusion in Unseen Adverse Weather, *The IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2019, 11 p.
4. Xu H., Ma J., Le Z., Jiang J., & Guo X. FusionDN: A Unified Densely Connected Network for Image Fusion, *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2020, Vol. 34, No. 07, pp. 12484-12491.
5. Chernov A.V., Savvas I.K., Alexandrov A.A., Kartashov O.O., Polyanichenko D.S., Butakova M.A., Soldatov A.V. Integrated Video and Acoustic Emission Data Fusion for Intelligent Decision Making in Material Surface Inspection System, *Sensors*, 2022, Vol. 22, No. 21, 8554 p.
6. Li H. A Multi-Sensor Fusion Framework Based on Coupled Residual Convolutional Neural Networks, *Remote Sens.*, 2020, Vol. 12, No. 12, 2067 p.
7. Rogova L., Bosse E. Information quality in information fusion, in 2010 13th International Conference on Information Fusion, Edinburgh: IEEE, 2010, pp. 1-8.
8. Castanedo F. A Review of Data Fusion Techniques, *Sci. World J.*, 2013, pp. 1-19.
9. Kenda K., Kažič B., Novak E., Mladenčić D. Streaming Data Fusion for the Internet of Things, *Sensors*, 2019, Vol. 19, No. 8, 1955 p.
10. Proppe C., Kaupp J. On information fusion for reliability estimation with multifidelity models, *Probabilistic Engineering Mechanics*, 2022, Vol. 69, 103291 p.
11. Umme S., Morium A., Mohammad S.U., Image Quality Assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—A Comparative Study, *Journal of Computer and Communications*, 2019, Vol. 07, pp. 8-18.
12. Kavitha S., Thyagarajan K.K. A Survey on Quantitative Metrics for Assessing the Quality of Fused Medical Images, *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.*, 2016, Vol. 12, No. 3, pp. 282-293.
13. Hao Q., Zhao Q., Sbert M., Feng Q., Ancuti C., Feixas M., Vila M. Information-Theoretic Channel for Multi-exposure Image Fusion, *The Computer Journal*, 2023, Vol. 66, pp. 114-127.
14. Li B., Li R., Liu Z., Li C., Wang Z. An Objective Non-Reference Metric Based on Arimoto Entropy for Assessing the Quality of Fused Images, *Entropy*, 2019, Vol. 21, No. 9, 879 p.
15. Vila M., Bardera A., Feixas M., Bekaert P., Sbert M. Analysis of image informativeness measures, *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2014, pp. 1086-1090.
16. Kovalenko P.P. Metodika informatsionnoy otsenki vospriyatiya izobrazheniy [Methodology of information assessment of image perception], *Nauchno-tekhnicheskiy vestnik informatsionnykh tekhnologiy, mekhaniki i optiki* [Scientific and technical bulletin of information technologies, mechanics and optics], 2008, No. 48, pp. 45-49.
17. Obukhov A.D., Nikolyukin M.S. Metod povysheniya informatsionnoy tsennosti videodannykh na osnove fil'tratsii kadrov i otsenki entropii [Method of increasing the information value of video data based on frame filtering and entropy assessment], *Nauchno-tekhnicheskiy vestnik informatsionnykh tekhnologiy, mekhaniki i optiki* [Scientific and technical bulletin of information technologies, mechanics and optics], – 2023. – 23 (3). – S. 493-499.
18. Kuznetsov L.A., Bugakov D.A. Razrabotka mery otsenki informatsionnogo rasstoyaniya mezhdugraficheskimi ob'ektami [Development of a measure for assessing the information distance between graphic objects], *Informatsionno-upravlyayushchie sistemy* [Information control systems], 2013, No. 1 (62), pp. 74-79.
19. Gao P., Li Z., Zhang H. Thermodynamics-Based Evaluation of Various Improved Shannon Entropies for Configurational Information of Gray-Level Images, *Entropy*, 2018, Vol. 20, No. 1, 19 p.
20. Ayunts H., Grigoryan A., Agaian S. Novel Entropy for Enhanced Thermal Imaging and Uncertainty Quantification, *Entropy*, 2024, Vol. 26, No. 5, 374 p.
21. Cui Y. No-Reference Image Quality Assessment Based on Dual-Domain Feature Fusion, *Entropy*, 2020, Vol. 22, No. 3, 344 p.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.В. Курейчик.

Александров Александр Алексеевич – Южный федеральный университет; e-mail: alea@sfedu.ru; г. Ростов-на-Дону, Россия; Международный исследовательский институт интеллектуальных материалов Южного федерального университета; инженер.

Мизюков Григорий Сергеевич – Ростовский государственный университет путей сообщения; e-mail: g.miziukov@yandex.ru; г. Ростов-на-Дону, Россия; кафедра вычислительной техники и автоматизированных систем управления; к.т.н.; доцент.

Бутакова Мария Александровна – Научно-исследовательский и проектно-конструкторский институт информатизации, автоматизации и связи на железнодорожном транспорте АО «НИИАС», Ростовский филиал; e-mail: m.butakova@vniias.ru; г. Ростов-на-Дону, Россия; д.т.н.; профессор; г.н.с.

Aleksandrov Aleksandr Alekseevich – Southern Federal University; e-mail: alea@sfedu.ru; Rostov-on-Don, Russia; the International Research Institute of Intelligent Materials of the Southern Federal University; engineer.

Miziukov Grigorii Sergeevich – Rostov State Transport University; e-mail: g.miziukov@yandex.ru; Rostov-on-Don, Russia; the Department of Computer Engineering and Automated Control Systems; cand. of tech. sc.; associate professor.

Butakova Maria Aleksandrovna – JSC NIIAS; e-mail: m.butakova@vniias.ru; dr. of tech. sc.; professor; leading researcher.

УДК 65:614.842: 005.591.1

DOI 10.18522/2311-3103-2024-5-131-142

О.С. Малютин, Р.Ш. Хабибулин

МЕТОДИКА ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЧАСТОТЫ ВОЗНИКНОВЕНИЯ ПОЖАРОВ В ЗДАНИЯХ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ ОЦЕНКИ ПЛОТНОСТИ И ИМИТАЦИИ ОТЖИГА

Решение задачи определения оптимального пространственного размещения пожарных подразделений представляет собой достаточно сложную научно-техническую проблему, включающую, как показали предыдущие исследования, обширный перечень факторов, в том числе необходимость оценки ожидаемых частот возникновения пожаров в разных частях населенных пунктов в зависимости от характера застройки. В настоящее время в Российской Федерации подходы и методы, позволяющие решить эту проблему, не достаточно проработаны. Как правило исследователи ограничиваются фактом существования пространственного распределения пожаров, не углубляясь в причины, приведшие к тому или иному характеру такого распределения. Между тем их понимание позволит строить модели оценки ожидаемых плотностей потоков пожаров в различных районах городов. В статье предложен подход, основанный на методе оценки пространственной плотности случайных событий (KDE, Kernel Density Estimation) и алгоритме имитации отжига для подбора значений расчетных частот возникновения пожаров в зданиях различных классов функциональной пожарной опасности. Существующая классификация расширена за счет добавления класса Ф1.5 для садовых домиков и дач. Подход апробирован на имеющихся данных о пожарах за период 2010–2020 годов и городской застройке города Красноярск. Подход реализован в виде программного решения на языке программирования Python с использованием инструментов ГИС, пространственного и сетевого анализа. Исследование показало, что предложенный подход позволяет получить такие значения частот возникновения пожаров, при которых их прогнозируемая плотность будет максимально близка к фактической. Полученные результаты расширяют набор исследовательских инструментов в области оценки как фактической, так и прогнозируемой пожарной обстановки и направлены на развитие методов и алгоритмов определения оптимальных мест размещения пожарных подразделений. Предложенный подход также может быть использован и при решении иных задач пространственной оптимизации в области обеспечения общественной безопасности, безопасности дорожного движения, защиты населения от чрезвычайных ситуаций, а также в области урбанистики и градостроительства.

Пожарная охрана; частота пожара; геоинформационные системы; оптимизация; метод оценки плотности.