

МЕТОДИКА РАСЧЕТА ПАРАМЕТРОВ АДЕКВАТНОСТИ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ИЗОБРАЖЕНИЯ

А.В. Сергеевко, А.Ю. Липлянин, А.В. Хижняк

Военная академия Республики Беларусь, Минск

METHOD FOR CALCULATING THE ADEQUACY PARAMETERS OF IMAGE MATHEMATICAL MODEL

A.V. Sergeyenko, A.Y. Liplyanin, A.V. Khijnyak

Military Academy of Belarus, Minsk

Аннотация. Представлена структура искусственной нейронной сети оценки сходства двух изображений, сравнение качества ее работы с другими критериями сходства изображений. На основе предложенной искусственной нейронной сети разработана методика оценки адекватности математических моделей изображения путем оценки их сходства с реальными изображениями. Проведено сравнение оценки адекватности математической модели изображений классическим методом и с использованием предложенной методики на примере Гауссовской математической модели изображения.

Ключевые слова: моделирование изображений, оценка адекватности модели, искусственные нейронные сети, оценка сходства.

Для цитирования: Сергеевко, А.В. Методика расчета параметров адекватности математической модели изображения / А.В. Сергеевко, А.Ю. Липлянин, А.В. Хижняк // Проблемы физики, математики и техники. – 2023. – № 3 (56). – С. 95–99. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2023_3_56_95. – EDN: YPKQTQ

Abstract. A structure of an artificial neural network for assessing the similarity of a pair of images, comparing the quality of its work with other criteria for image similarity are presented. Based on the proposed artificial neural network, a methodology for estimating the adequacy of mathematical image model by the estimation of its similarity to real images has been developed. A comparison of the estimation of the adequacy of the mathematical image model by the classical method and using the proposed methodology on the example of a Gaussian mathematical image model has been conducted.

Keywords: image modeling, model adequacy estimate, artificial neural networks, similarity estimate.

For citation: *Sergeyenko, A.V.* Method for calculating the adequacy parameters of image mathematical model / A.V. Sergeyenko, A.Y. Liplyanin, A.V. Khijnyak // *Problems of Physics, Mathematics and Technics.* – 2023. – № 3 (56). – P. 95–99. – DOI: https://doi.org/10.54341/20778708_2023_3_56_95 (in Russian). – EDN: YPKQTQ

Введение

Отсутствие универсальных алгоритмов обработки изображений вынуждает для каждой разрабатываемой (модернизируемой) оптико-электронной системы адаптировать существующие или синтезировать новые алгоритмы обработки изображений, исходя из задач и условий работы системы. Для экономии временных и материальных ресурсов при первичном анализе алгоритмов обработки изображений используется математическое моделирование работы системы в заданных условиях [1]. Для получения результатов близких к реальным требуется, чтобы математическая модель была адекватна условиям работы системы. Для оценки адекватности математической модели производится сравнение показателей качества работы алгоритмов обработки изображений на реальной системе и на экспериментальной модели. Считается, что если расхождение между показателями, полученными на реальных данных и на моделируемых не

превышает 10–15 %, то модель можно считать адекватной [2, с. 18].

Однако в ряде случаев такой подход к оценке адекватности не представляется возможным в связи с отсутствием требуемых алгоритмов обработки изображений. Например, на сегодняшний день отсутствуют алгоритмы обнаружения (малоразмерных, малоконтрастных) объектов на гиперспектральных изображениях при съемке с наземного или низколетящего носителя. Это обусловлено тем, что гиперспектральные изображения, как правило, используют при анализе поверхности на больших удалениях, например, из космоса.

В связи с этим возникает необходимость оценить адекватность разрабатываемой математической модели изображения в условиях отсутствия целевых алгоритмов его обработки. Решению данной задачи и будет посвящена эта статья.

1 Критерии сходства изображений

Предположим, что адекватной математической моделью изображений является та, в которой сформированное изображение максимально схоже с реальным по заданным критериям качества и результат обработки сгенерированного изображения схож с результатом обработки реального изображения. Критерии качества выбираются, исходя из решаемой задачи. Классические критерии качества изображения и их применимость описаны в [3]–[5]. К ним относят: среднеквадратическая ошибка (*MSE*); пиковое отношение сигнала к шуму (*PSNR*); норма Минковского (*L2*) и индекс структурного сходства (*SSIM*).

В практических задачах поиска похожих изображений широко распространены критерии, сравнивающие значение хэш-функции от изображений (*mediumHash* и *pHash*) [6]. Перспективными критериями сходства считают [7]:

искусственные нейронные сети (далее – ИНС); классификаторы на основе машинного обучения, такие как машина опорных векторов (*SVM*), ближайшие соседи (*kNN*) и др.

Ввиду того, что готовые критерии сходства на основе ИНС либо имеют закрытый исходный код и не дают возможность провести обучение ИНС на собственном наборе данных, или имеют сложную структуру, которую нельзя обучить на имеющемся в нашем распоряжении наборе данных, разработаем критерий самостоятельно.

2 Структура нейронной сети оценки сходства двух изображений

Структурная схема предлагаемой ИНС оценки сходства двух изображений представлена на рисунке 2.1.

Из рисунка 2.1 видно, что ИНС можно условно разделить на две части:

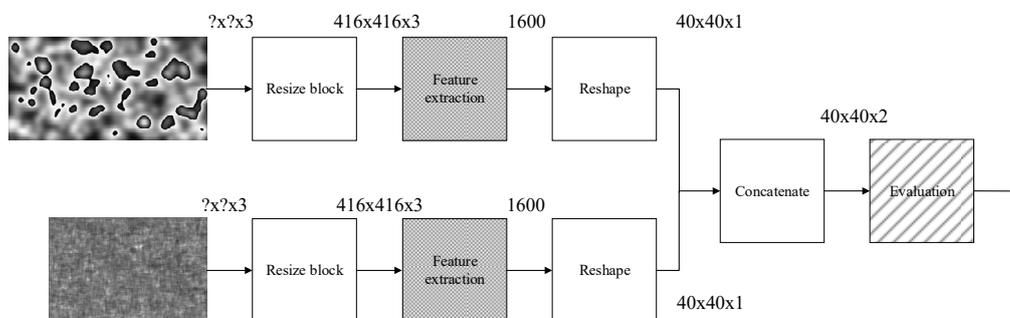


Рисунок 2.1 – Структурная схема ИНС оценки сходства двух изображений

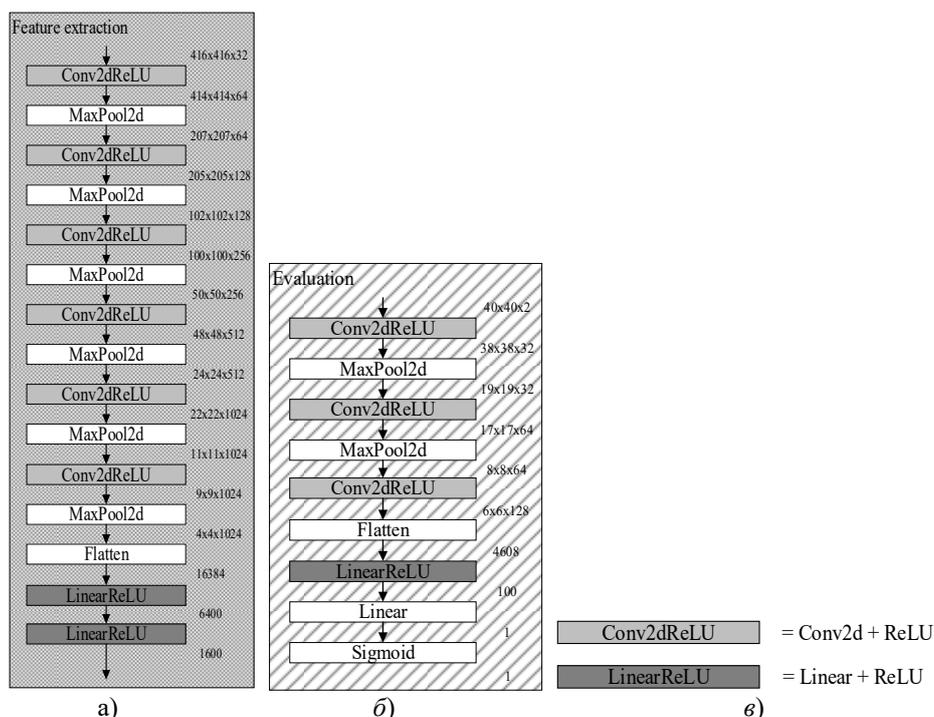


Рисунок 2.2 – Структурная схема блоков ИНС: извлечения признаков (а), оценки сходства признаков (б), составных частей модулей извлечения признаков и оценки их сходства (в)

– первая часть – сиамская сеть для извлечения информационных признаков изображения, включающая в себя приведение исходных изображений к единому размеру (Resize block), непосредственно извлечение информационных признаков (Feature extraction) и изменение размерности (Reshape);

– вторая часть – классификатор, оценивающий сходства, включающий блок конкатенации карт признаков от двух изображений и блок оценки сходства.

Структурные схемы блоков извлечения признаков, оценки их сходства представлены на рисунках 2.2, а и б соответственно. На рисунке 2.2, в представлены структуры составных частей блоков извлечения признаков и оценки их сходства. Подробное описание используемых слоев приведено в [8].

Функционирование представленной ИНС также можно представить в виде двух этапов. На первом этапе на вход подается 2 трехканальных RGB-изображения. Далее оба изображения приводятся к единому размеру – 416×416 пикселей, после чего изображения поступают на блок извлечения признаков, выходом блока является одномерный вектор, включающий 1600 признаков изображения. После одномерный вектор преобразуется в двумерную матрицу размерностью 40×40. На этом завершается работа сиамской ИНС.

На втором этапе полученные две двумерные матрицы признаков изображений объединяются в один трехмерный тензор – 40×40×2. Далее полученный тензор подается на вход блока оценки сходства выходом которого является число находящиеся в диапазоне от 0 до 1. Чем ближе результат к единице, тем более схожими являются изображения, при этом необходимо отметить, что если результат равен 1, то это не означает, что входные изображения являются идентичными.

3 Оценка критериев сходства изображений

Оценим применимость показателей схожести изображения. Для этого применим следующие показатели качества [1]:

– точность определения схожих изображений – отношение числа пар изображений, верно детектированных как схожие к общему числу пар изображений, детектированных как схожие;

– полнота определения схожих изображений – отношение числа пар изображений, верно детектированных как схожие к числу пар схожих изображений;

– точность определения различных изображений – отношение числа пар изображений, верно детектированных как различные к общему числу пар изображений, детектированных как различные;

– полнота определения различных изображений – отношение числа пар изображений, верно детектированных как различные к числу пар различных изображений.

В качестве тестовых данных будут использоваться пары изображений из набора данных, состоящего из изображений 6-ти классов, каждый класс представлен 360-ю изображениями. Сами классы представлены распространенными математическими моделями изображений: Гауссова модель изображений, Марковские случайные поля, случайные поля Гибса, дваждыстахостическая модель, дваждыстахостическая модель с квантованием по уровню, волновая модель [1], [9, с. 43], [10, с. 20].

Для начала работы тестовую выборку необходимо разбить на пары таким образом, что пары с четными номерами являются изображениями одного класса – схожие изображения, а пары с нечетными номерами – изображениями разных классов – различные изображения. Далее пары изображений поступают на вход проверяемого критерия, по результатам оценки которого рассчитываются метрики качества.

Результаты оценки критериев сходства изображений на тестовом наборе данных представлены в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Результаты оценки критериев сходства изображений на тестовом наборе данных

Критерий сходства	Точность определения схожих изображений	Полнота определения схожих изображений	Точность определения различных изображений	Полнота определения различных изображений
MSE	0,55	0,91	0,73	0,23
PSNR	0,7	0,73	0,7	0,68
L2	0,68	0,51	0,6	0,76
SSIM	0,5	0,97	0,5	0,03
medium-Hash	0,52	0,16	0,5	0,85
pHash	0,4	0,13	0,47	0,8
ИНС	0,94	0,93	0,89	0,9

Как видно из таблицы 3.1 лучшие результаты были получены при использовании критерия на основе ИНС, в связи с чем в основе методики оценки адекватности математической модели будет применяться именно ИНС оценки сходства двух изображений. Поскольку нельзя принять решение об адекватности математической модели по результатам одного сравнения, разработаем методику, выполняющую сравнение серии изображений.

4 Методика оценки адекватности математической модели изображения

В основе методики используется k -кратная перекрестная проверка для ИНС оценки сходства двух изображений [11]. На рисунке 4.1 представлен алгоритм методики оценки адекватности математической модели изображения с реальными изображениями.

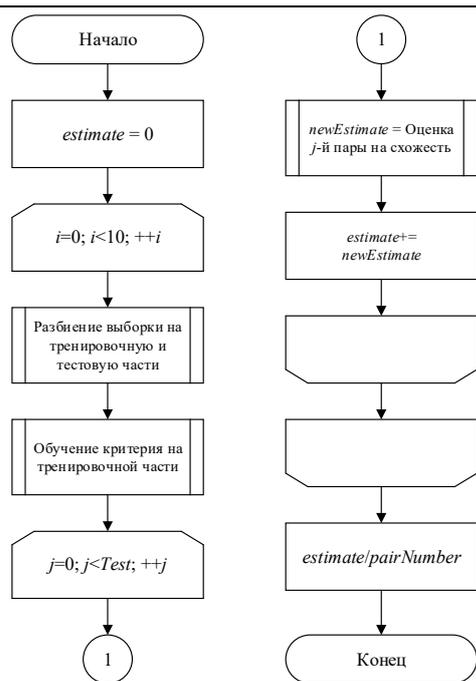


Рисунок 4.1 – Методика оценки адекватности математической модели изображения с реальными изображениями

В соответствии с рисунком 4.1 для оценки адекватности математической модели изображения требуется:

- 1) выделить переменную *estimate*, которая необходима для хранения текущей суммы оценок сходства двух изображений;
- 2) выполнить разбиение набора данных на 10 равных частей таким образом, чтобы в каждой части было равное число реальных изображений и изображений проверяемой математической модели;
- 3) выделить 1-ю часть набора как тестовую, а 2 – 10-ю как тренировочную;
- 4) провести обучение ИНС на тренировочной части набора данных. При этом изображения разбиваются на пары так, чтобы пары с четными номерами являлись изображениями одного класса, а пары с нечетными номерами – изображениями разных классов;
- 5) провести проверку обученной ИНС, при этом результат оценки каждой пары суммируется к переменной *estimate*. При этом изображения разбиваются на пары таким образом, чтобы каждая пара являлась изображениями разных классов;
- 6) выполнить пункты 3 – 5 для оставшихся частей набора данных;
- 7) разделить итоговую сумму оценки сходства *estimate* на общее число пар изображений.

Если итоговая оценка адекватности математической модели находится в интервале от 0,0 до 0,5 – это означает, что математическая модель значительно отличается от описываемой сцены, чем ближе оценка к 0,0, тем сходство меньше. Большинство пар изображений были правильно идентифицированы как различные, т. е.

математическая модель неадекватно описывает заданные условия. Если же итоговая оценка адекватности находится в интервале от 0,5 до 1,0 – означает, что математическая модель слабо отличается от описываемой сцены, чем ближе к 1,0, тем сходство больше. При этом большинство пар изображений не были идентифицированы как различные, т. е. математическая модель адекватно описывает заданные условия. В целом, математическую модель можно считать адекватной для проведения на ней оценки качества работы разрабатываемых алгоритмов обработки изображений при итоговой оценке адекватности больше или равной 0,5.

Необходимо отметить, что при размере набора данных менее 1000 пар изображений лучше использовать уже обученную ИНС на другом большом наборе данных (более 1000 пар). Так же оценку адекватности модели больше 0,5 можно получить только при использовании уже обученной ИНС.

5 Верификация методики

Для того чтобы проверить выдвинутое предположение оценим адекватность Гауссовой модели изображения двумя способами:

1) сравнив качество работы гистограммного алгоритма обнаружения на Гауссовой модели изображения и на реальных видеопоследовательностях двух типов: первый тип – видеопоследовательность с летательным аппаратом на фоне чистого неба, второй тип – видеопоследовательность с автомобилем на фоне леса;

2) сравнив Гауссову модели изображения с кадрами реальных видеопоследовательностей двух типов: первый тип – чистое неба, второй тип – лес.

Для оценки адекватности первым способом воспользуемся исследовательским инструментарием описанным в [1]. Результаты качества работы гистограммного алгоритма обнаружения на трех типах видеопоследовательностей представлены в таблице 5.1.

Таблица 5.1 – Результаты качества работы гистограммного алгоритма обнаружения на трех типах видеопоследовательностей

Тип видеопоследовательности	Точность обнаружения	Полнота обнаружения	Пересечение над объединением
Гауссова модель изображения	1	1	0,55
Реальная видеопоследовательность с летательным аппаратом на фоне чистого неба	0,96	0,92	0,57
Реальная видеопоследовательность с автомобилем на фоне леса	0,01	0,42	0,22

Для оценки адекватности вторым способом используется обученная ИНС, в качестве обучающей выборки использовался набор данных аналогичный набору, применяемому для оценки критериев сходства, за исключением того, что была исключена Гауссова модели изображения и число изображений для каждого класса было увеличено до 1080. Результаты оценки адекватности Гауссовой модели изображения для двух типов видеопоследовательностей приведены в таблице 5.2.

Таблица 5.2 – Результаты оценки адекватности Гауссовой модели изображения для двух типов видеопоследовательностей

Тип видеопоследовательности	Оценка адекватности
Реальная видеопоследовательность чистого неба	0,64
Реальная видеопоследовательность с лесом	0,01

По полученным результатам из таблицы 5.1 можно сделать вывод, что Гауссова модель адекватно описывает изображения, соответствующие чистому небу (отклонения метрик качества работы алгоритма обнаружения на реальной и смоделированной видеопоследовательностях составили менее 10%). Однако при этом модель не адекватно описывает изображения, соответствующие лесу (отклонения метрик качества работы алгоритма обнаружения на реальной и смоделированной видеопоследовательностях составили более 10%). При этом из таблицы 5.2 можно сделать аналогичный вывод: Гауссова модель изображения адекватно описывает изображения, соответствующие чистому небу, и неадекватно описывает изображения, соответствующие лесу.

Таким образом, выдвинутое предположение можно считать подтвержденным.

Заключение

Для оценки сходства изображений актуальными являются критерии на основе ИНС. В частности, в статье предложена структура ИНС, позволяющая рассчитывать показатель сходства пары изображений. Предложенная структура ИНС позволила повысить точность обнаружения схожих и различных изображений до 2-х раз в сравнении с классическими и применяемыми на практике критериями оценки сходства изображений.

Для оценки степени адекватности математической модели изображения была предложена методика, использующая k -кратную перекрестную проверку ИНС на наборе данных, состоящем исключительно из реальных изображений целевой обстановки и изображений, полученных с помощью оцениваемой математической модели. Корректность оценки адекватности математической модели изображения была продемонстрирована на простейшем примере Гауссовой модели. При оценке адекватности было установлено, что Гауссова математическая модель изображения

подходит для описания лишь простой фоновой обстановки, а для моделирования сложной фоновой обстановки оказывается неадекватной.

ЛИТЕРАТУРА

1. Сергеевко, А.В. Универсальный инструмент для исследования работы алгоритмов обнаружения в оптическом диапазоне / А.В. Сергеевко, А.Ю. Липлянин, А.В. Хижняк // Вестник ПГУ. – 2020. – № 12. – С. 36–43.

2. Максимова, Н.Н. Математическое моделирование: учеб.-метод. пособие / Н.Н. Максимова. – Благовещенск: Изд-во АмГУ, 2019. – 88 с.

3. Обоснование критерия оценки качества восстановления искаженных изображений для итерационного алгоритма в системах корреляционного обнаружения / А.Ю. Липлянин [и др.] // Доклады БГУИР. – 2019. – № 4. – С. 64–72.

4. Сравнение объективных методов оценки качества цифровых изображений [Электронный ресурс] / А.В. Кокоскин [и др.] // Журнал радиоэлектроники. – 2015. – № 6. – Режим доступа: <http://jre.cplire.ru/jre/jun15/15/text.pdf>. – Дата доступа: 20.01.2023.

5. *Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity* [Electronic resource] / Z. Wang [et al.] // IEEE Transactions on Image Processing. – 2004. – Vol. 13, № 4. – Mode of access: https://www.researchgate.net/publication/3327793Image_Quality_Assessment_From_Error_Visibility_to_Structural_Similarity. – Date of access: 25.01.2023.

6. Ализар, А. «Выглядит похоже». Как работает перцептивный хэш [Электронный ресурс] / А. Ализар // Хабр. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/120562/>. – Дата доступа: 21.01.2023.

7. *Learning Fine-Grained Image Similarity with Deep Ranking* [Electronic resource] / J. Wang [et al.] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2014. – Mode of access: <https://arxiv.org/pdf/1404.4661.pdf>. – Date of access: 22.01.2023.

8. *TORCH.NN* [Electronic resource] // PyTorch. – Mode of access: <https://pytorch.org/docs/stable/nn.html>. – Date of access: 23.02.2023.

9. *Имитационное моделирование в задачах оптического дистанционного зондирования* / Г.М. Креков [и др.]. – Новосибирск: Наука, 1988. – 165 с.

10. Андриянов, Н.А. Дважды стохастические авторегрессионные модели изображений: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.18 / Н.А. Андриянов. – Ульяновск, 2017. – 186 л.

11. *Перекрестная проверка: оценка производительности* [Электронный ресурс] // Scikit-learn. – Режим доступа: <https://scikit-learn.ru/3-1-cross-validation-evaluating-estimator-performance/>. – Дата доступа: 24.02.2023.

Поступила в редакцию 05.05.2023.

Информация об авторах

Сергеевко Андрей Владимирович – магистр технических наук

Липлянин Антон Юрьевич – к.т.н.

Хижняк Александр Вячеславович – к.т.н.