

УДК 004.032.26

DOI 10.51691/2541-8327_2023_4_21

***МЕТОДЫ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ
КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ***

Кузнецов Д.В.*магистрант,**Институт сферы обслуживания и предпринимательства (филиал) ДГТУ в г.**Шахты, Шахты, Россия***Аннотация**

Данная статья посвящена исследованию основных методов оценки эффективности нейронных сетей для классификации изображений. Во введении автор кратко характеризовал задачи в рамках компетенций компьютерного зрения, решаемые с помощью нейронных сетей, и обосновал актуальность работы. В основной части приведены критерии оценки нейронных сетей и их вычисление на основе матрицы ошибок. В заключении автор приводит рекомендации по выбору метрики эффективности.

Ключевые слова: компьютерное зрение, нейронные сети, эффективность нейронных сетей, классификация изображений, матрица ошибок, правильность, точность, полнота.

***METHODS FOR ASSESSMENT OF EFFICIENCY OF NEURAL NETWORKS
FOR IMAGE CLASSIFICATION***

Kuznetsov D.V.*master student,**Institute of Service and Business (branch) DSTU in Shakhty,**Shakhty, Russia*

Abstract

This article is devoted to the study of the basic methods for assessment of the efficiency of neural networks for image classification. In the introduction the author briefly characterized the tasks within computer vision competences, solved with the help of neural networks, and justified the relevance of the work. In the main part the evaluation criteria of neural networks and their calculation based on the confusion matrix are presented. In the conclusion the author gives recommendations on the choice of the efficiency metric.

Keywords: computer vision, neural networks, efficiency of neural networks, image classification, confusion matrix, accuracy, precision, recall.

Компьютерное зрение получило широкое распространение в современном мире и применяется в различных сферах: от обработки медицинских изображений и систем мониторинга на производстве до систем безопасности и контроля доступа, робототехники. Популярным средством решения задач компьютерного зрения являются нейронные сети. С помощью них, например, решаются такие задачи, как распознавание лиц [1; 2], классификация изображений [3; 4], устранение дефектов на фотографиях [5; 6] и повышение разрешения изображений (image super-resolution) [7; 8]. Эффективность нейронных сетей может быть оценена с помощью различных методов. Они позволяют оценить качество работы сети и сравнить ее с другими. Поэтому выбор метода оценки эффективности нейронных сетей является актуальной задачей.

Цель данной работы – исследовать основные методы оценки эффективности нейронных сетей для классификации изображений, вычисляемые с помощью матрицы ошибок.

Одной из основных задач при обучении нейронных сетей является выбор метрики, которая позволит оценить качество работы модели и сравнить ее с другими алгоритмами. Выбор метрики зависит от типа задачи и конкретных требований к решению. В данном случае метрика – это мера, которая позволяет получить численное значение, характеризующее некоторое свойство системы. Так, при классификации изображений наиболее важным является количество правильно распознанных объектов, то есть цель при обучении – минимизация ложных срабатываний нейронной сети.

Наиболее распространенными критериями эффективности работы нейронных сетей являются следующие [9; 10]:

– Правильность (Accuracy) – это метрика, которая показывает, как много объектов правильно классифицированы нейронной сетью. Она вычисляется как отношение числа правильно классифицированных объектов к общему числу объектов в выборке.

– Точность (Precision) – это метрика, которая показывает, как много из выбранных нейронной сетью объектов действительно принадлежат к данному классу. Она вычисляется как отношение числа правильно классифицированных объектов данного класса к общему числу выбранных объектов.

– Полнота (Recall) – это метрика, которая показывает, как много объектов класса были правильно классифицированы нейронной сетью. Она вычисляется как отношение числа правильно классифицированных объектов данного класса к общему числу объектов данного класса в выборке.

– F1-метрика (F1-score) – это метрика является гармоническим средним между точностью и полнотой.

Для расчета этих показателей результаты тестирования нейронной сети удобно представить в виде матрицы ошибок (confusion matrix). Она представляет собой квадратную матрицу (1) размера $N \times N$, где N – количество

классов. Каждая строка матрицы соответствует реальному классу объекта, а каждый столбец – предсказанному. Значение в каждой ячейке матрицы показывает количество объектов, отнесенных к соответствующей паре классов. Таким образом числа на главной диагонали показывают, сколько значений каждого класса было верно классифицировано.

$$\text{confusion matrix} = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1j} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{i1} & c_{i2} & \dots & c_{ij} \end{pmatrix}, \quad \text{где } i, j = \overline{1, N}. \quad (1)$$

Тогда точность и полноту для каждого класса отдельно можно рассчитать по формулам (2) и (3).

$$\text{precision}_k = \frac{c_{kk}}{\sum_{i=1}^N c_{ik}}, \quad \text{где } k = \overline{1, N}, \quad (2)$$

$$\text{recall}_k = \frac{c_{kk}}{\sum_{j=1}^N c_{kj}}, \quad \text{где } k = \overline{1, N}. \quad (3)$$

При известных величинах полноты и точности для каждого класса можно рассчитать F1-метрику по формуле (4).

$$F1_k = \frac{2 \cdot \text{precision}_k \cdot \text{recall}_k}{\text{precision}_k + \text{recall}_k}, \quad \text{где } k = \overline{1, N}. \quad (4)$$

Правильность также можно рассчитать на основе матрицы ошибок по формуле (5), но в отличие от других показателей, этот охватывает сразу все классы.

$$\text{accuracy} = \frac{\sum_{k=1}^N c_{kk}}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ij}}. \quad (5)$$

Таким образом, исследование показало, что данный набор методов оценки эффективности нейронных сетей является универсальным для классификации изображений и простым для понимания. Каждая метрика эффективности имеет свои преимущества и недостатки и может быть более или менее подходящей для конкретной задачи. Например, правильность может быть неинформативной метрикой, если классы не сбалансированы, а полнота может

Дневник науки | www.dnevniknauki.ru | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

быть невысокой, если класс имеет небольшое количество объектов. Поэтому важно выбрать оптимальную метрику эффективности в зависимости от задачи и контекста.

Библиографический список:

1. Schroff F., Kalenichenko D., Philbin J. Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2015. – С. 815-823.
2. Taigman Y. et al. Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2014. – С. 1701-1708.
3. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks //Communications of the ACM. – 2017. – Т. 60. – №. 6. – С. 84-90.
4. He K. et al. Deep residual learning for image recognition //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2016. – С. 770-778.
5. Ulyanov D., Vedaldi A., Lempitsky V. Deep image prior //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2018. – С. 9446-9454.
6. Mao X., Shen C., Yang Y. B. Image restoration using very deep convolutional encoder-decoder networks with symmetric skip connections //Advances in neural information processing systems. – 2016. – Т. 29.
7. Wang X. et al. Real-esrgan: Training real-world blind super-resolution with pure synthetic data //Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. – 2021. – С. 1905-1914.

8. Liang J. et al. Swinir: Image restoration using swin transformer //Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. – 2021. – С. 1833-1844.
9. Fawcett T. An introduction to ROC analysis //Pattern recognition letters. – 2006. – Т. 27. – №. 8. – С. 861-874.
10. Powers D. M. W. Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation //arXiv preprint arXiv:2010.16061. – 2020.

Оригинальность 87%