

УДК 621.396.67

Метрики оценки качества работы классификатора малоразмерных объектов на радиолокационном изображении, полученном с помощью радиолокатора с синтезированной апертурой

Эрин Ф. А., Вебер В. И., Куприц В. Ю., Нетесов А. А.

*Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники
пр. Ленина, 40, г. Томск, 634050, Российская Федерация
vladimir.i.kuprits@tusur.ru*

Получено: 17 мая 2022 г.

Отрецензировано: 5 июня 2022 г.

Принято к публикации: 5 июня 2022 г.

Аннотация: *Рассматриваются особенности метрик оценки качества работы классификатора по распознаванию малоразмерных объектов на радиолокационном изображении, проводится их сравнение и выявляются наиболее универсальные и информативные.*

Ключевые слова: *распознавание малоразмерных объектов на радиолокационном изображении, метрики.*

Для цитирования (ГОСТ 7.0.5—2008): Метрики оценки качества работы классификатора малоразмерных объектов на радиолокационном изображении, полученном с помощью радиолокатора с синтезированной апертурой / Ф. А. Эрин и др. // *Инфокоммуникационные и радиоэлектронные технологии*. 2022. Т. 5, № 4. С. 436—444.

Для цитирования (ГОСТ 7.0.100—2018): Метрики оценки качества работы классификатора малоразмерных объектов на радиолокационном изображении, полученном с помощью радиолокатора с синтезированной апертурой / Ф. А. Эрин, В. И. Вебер, В. Ю. Куприц и др. // *Инфокоммуникационные и радиоэлектронные технологии*. — 2022. — Т. 5, № 4. — С. 436—444.

1. Введение

В настоящее время, повышение эффективности распознавания и классификации объектов на радиолокационном изображении связано с применением современных достижений искусственного интеллекта. Из-

вестно, что применение сверточных нейронных сетей позволяет существенно улучшить вероятность правильного распознавания объектов на радиолокационном изображении (РЛИ). Например, в [1] рассматривается система распознавания малоразмерных объектов на радиолокационных изображениях, полученных при помощи радиолокации с синтезированием апертуры (РСА) с использованием сверточной нейронной сети. Результаты обнаружения и распознавания этой системой наземных объектов приведены на рис. 1 (а — до распознавания, б — после распознавания). В качестве изображений наземных объектов были взяты радиолокационные изображения двух типов малоразмерных объектов БТР и грузовой автомобиль ЗИЛ из базы данных *MSTAR*¹[2].

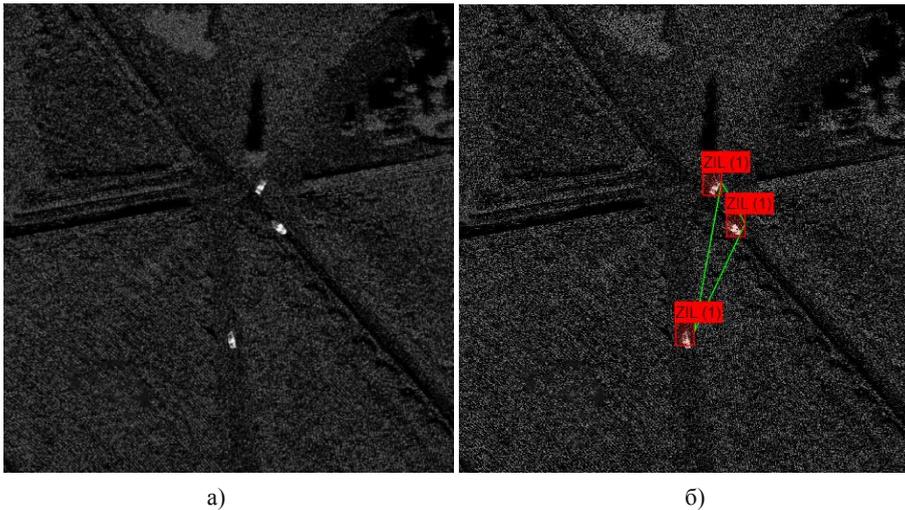


Рис. 1. Радиолокационное изображение сельской местности
а) перед распознаванием, б) после распознавания.

Fig. 1. Radar image of the countryside
a) before recognition, b) after recognition

В результате работы алгоритма распознавания на РЛИ формируются отметки о классе цели с вероятностью решения и отметки о принадлежности объектов к групповой цели (ГЦ), которые выделяется линиями.

Результат работы системы обнаружения и классификации объектов на РЛИ обычно оценивается вероятностью правильного распознавания, которая определяется из отношения количества верных результатов классификации к общему количеству объектов, поступивших на вход нейронной сети.

¹ *MSTAR* Dataset. Available at: <https://www.sdms.afrl.af.mil/index.php?collection=mstar> (14.03.2022)

Например, на вход нейронной сети подается 120 изображений объектов, из которых было распознано 100 изображений. Следовательно, вероятность правильного распознавания составляет 83 %. Предположим, что 120 изображений содержат 100 изображений ЗИЛ и 20 изображений БТР.

В результате работы нейронная сеть правильно распознала 90 из 100 грузовых автомобилей ЗИЛ и 10 из 20 БТР. Таким образом, вероятность правильного распознавания грузовых автомобилей ЗИЛ составила 90 %, вероятность правильного распознавания БТР равна 50 %.

Если использовать для оценки общее количество правильно распознанных объектов к общему количеству объектов, поступивших на вход сверточной нейронной сети, то вероятность правильного распознавания равна 83.3 %. В такой ситуации доля правильных ответов становится неинформативной метрикой оценки качества работы классификатора. Для того, чтобы избежать такой ситуации, используют различные метрики оценки работы нейронной сети.

Целью данной работы является сравнительный анализ применения различных метрик при решении задач классификации объектов.

2. Теория

В результате анализа публикаций из открытых источников в статье [2] была сформирована матрица ошибок классификации для двух классов, которая приведена в таблице 1.

Таблица 1. Матрица ошибок.

Table 1. Matrix of errors

Оценка системы	Оценка эксперта	
	Положительная (True)	Отрицательная (False)
Положительная (True)	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Отрицательная (False)	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Как видно из представленной выше таблицы, существует два вида ошибок классификации: False Negative (FN) и False Positive (FP) и два положительных исхода: True Positive (TP) и True Negative (TN) [2]:

- *False Negative* (FN) — объекты, которые были определены классификатором как отрицательные (то есть не принадлежащими данному классу), но являющиеся положительными (принадлежащими данному классу);

- *False Positive* (FP) — объекты, которые были определены классификатором как положительные, но являющиеся отрицательными;
- *True Positive* (TP) — объекты, которые были классифицированы как положительные и действительно являющиеся положительными
- *True Negative* (TN) — объекты, которые были классифицированы как отрицательные и действительно являющиеся отрицательными.

На основе значений матрицы ошибок рассчитываются различные метрики классификационной способности алгоритма. Для оценки качества работы классификатора были рассмотрены следующие метрики [2]: *Accuracy* (Доля верных ответов), *Precision* (Точность), *Recall* (Полнота), *F*-мера, *ROC*-кривая.

Accuracy — самая интуитивно понятная метрика из перечисленных. Данная метрика подразумевает под собой подсчет того, сколько раз классификатор дал верный ответ [2].

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}. \quad (1)$$

Однако, как было указано выше на примере с распознаванием ЗИЛ и БТР, данная метрика плохо отражает работу классификатора, если работа производится с неравными по объему классами.

В примере классификатор будет правильно определять половину БТР при том, что точность работы классификатора будет 83 %, хотя на деле классификатор не справляется с поставленной задачей. Исправить несовершенство данного вида оценки призваны следующие метрики: *Precision* (Точность), *Recall* (Полнота) и *F*-мера.

Precision (Точность) — метрика, показывающая отношение верных ответов к общему числу ответов, которые были определены как верные [2].

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}. \quad (2)$$

Recall (Полнота) — метрика, показывающая сколько верных ответов из множества всех верных ответов были классифицированы правильно. То есть, чем выше значение *Recall* тем меньше верных объектов было пропущено классификатором [2].

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}. \quad (3)$$

F-мера — метрика, суть оценки которой заключается в том, что она является объединением двух предыдущих метрик [2].

$$F = \frac{2 * Recall * Precision}{Recall + Precision}. \quad (4)$$

3. Результаты моделирования

В соответствии с вышеуказанным примером были проведено обучение нейронной сети и рассчитаны метрики. На рис. 2 и рис. 3 приведены графики с значениями вышеуказанных метрик, рассчитанные для каждого цикла (эпохи) обучения.

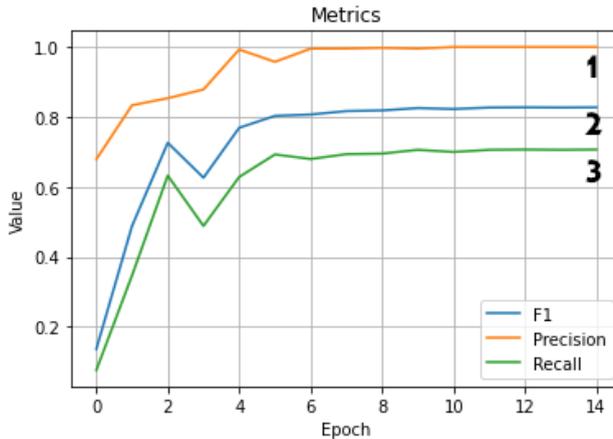


Рис. 2. График с выводом *Recall* (1), *F*-меры (2) и *Precision* (3), рассчитанные для каждого цикла (эпохи) обучения.

Fig. 2. Plot with the output of *Recall* (1), *F*-measures (2) and *Precision* (3) calculated for each training cycle (epoch)

Как видно из рис. 3, значения *Accuracy* и *F*-меры значительно отличаются.

Помимо данных метрик существуют еще довольно информативная метрика оценки работы классификатора — *ROC*-кривая (*Receiver Operating Characteristic*) и площадь под кривой ошибок *AUC ROC* [3].

Кривая *ROC* — графическая характеристика оценки качества работы классификатора. Представляет собой кривую, проведенную в осях *TPR* и *FPR* [2].

TPR (True Positive Rate) — истинно положительная оценка, то же самое что и *Recall* (полнота).

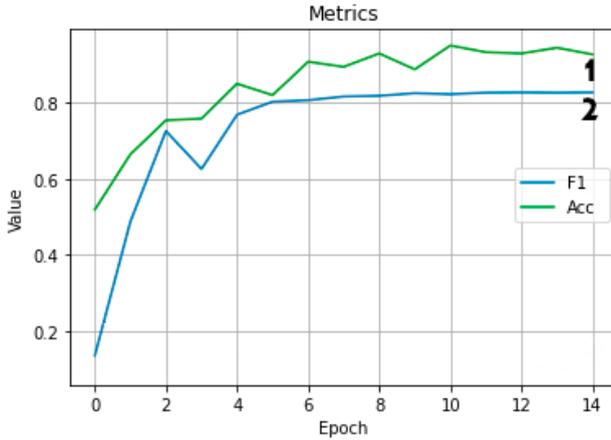


Рис. 3. График с выводом F -меры (1) и Accuracy (2), рассчитанные для каждого цикла (эпохи) обучения.

Fig. 3. Graph with the output of F-measure (1) and Accuracy (2), calculated for each cycle (epoch) of training

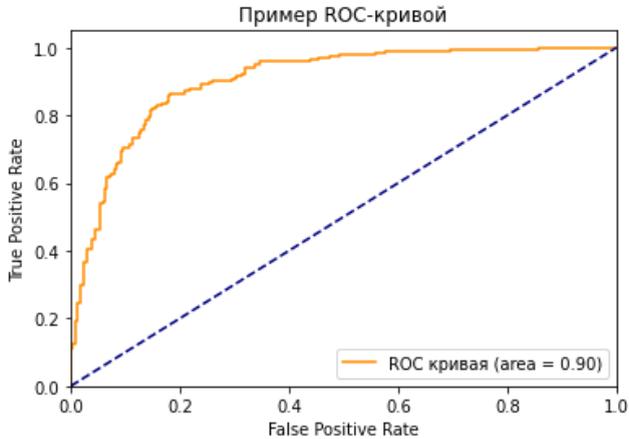


Рис. 4. Пример ROC-кривой

Fig. 4. ROC example

FPR (False Positive Rate) — ложноположительная ставка, отношение отрицательных ответов, которые были определены классификатором как положительные к числу всех фактически отрицательных ответов.

$$FTR = \frac{FP}{TN + FP}. \quad (5)$$

На рис. 4 представлен пример *ROC*-кривой [3].

Чем ближе *ROC*-кривая к прямой пунктирной линии, тем меньше различающая способность у классификатора. В идеале TPR должен быть близок к 1, а FPR должен быть близок к 0.

4. Заключение

При решении задач классификации объектов на радиолокационном изображении широко распространенная метрика: доля правильных ответов (*Accuracy*) может стать неинформативной при оценке качества работы классификатора. В такой ситуации необходимо применять другие метрики оценки качества работы нейронной сети.

Полученные результаты моделирования показали, что каждая из рассмотренных метрик обладает своим рядом преимуществ и может быть актуальной при определенной постановке задачи классификации. Наиболее информативной и универсальной характеристикой оценки качества работы классификатора является *ROC*-кривая. В дальнейшем планируется использовать *ROC*-кривую для оценки качества распознавания сверточной нейронной сетью различных объектов на радиолокационном изображении.

Список литературы

1. Распознавание наземных объектов на радиолокационном изображении с применением сверточной нейронной сети / В. И. Вебер и др. // *Ural Radio Engineering Journal*. 2022. Том 6. С. 93—101. DOI: 10.15826/urej.2022.6.1.005.
2. Дудченко П. В. Метрики оценки классификаторов в задачах медицинской диагностики // Молодежь и современные информационные технологии : сборник трудов XVI Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, г. Томск, 3—7 декабря 2018 г. Томск : Изд-во ТПУ, 2019. [С. 164—165].
3. Гуськов С. Ю., Лёвин В. В. Интервальные доверительные оценки для показателей качества бинарных классификаторов — *ROC*-кривых, *AUC* для случая малых выборок. *Инженерный журнал: наука и инновации*. 2015. № 3 (39). С. 3. URL: <http://engjournal.ru/catalog/mesc/idme/1376.html>.

Информация об авторах

Вебер Владислав Игоревич, ассистент кафедры радиотехнических систем радиотехнического факультета Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники, г. Томск, Российская Федерация.

Куприц Владимир Юрьевич, кандидат технических наук, доцент кафедры радиотехнических систем радиотехнического факультета Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники, г. Томск, Российская Федерация.

Нетесов Александр Алексеевич, студент Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники, г. Томск, Российская Федерация.

Эрин Федор Анатольевич, студент Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники, г. Томск, Российская Федерация.

Metrics for Assessing the Quality of the Work of a Classifier of Small Objects on a Radar Image Obtained Using a Synthetic Aperture Radar

F. A. Erin, V. I. Weber, V. Yu. Kuprits, and A. A. Netesov

Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics
40, Lenin Ave., Tomsk, 634050, Russian Federation
vladimir.i.kuprits@tusur.ru

Received: May 17, 2022

Peer-reviewed: June 5, 2022

Accepted: June 5, 2022

Abstract: *The features of the metrics for assessing the quality of the work of the classifier for recognizing small-sized objects on the radar image are considered, they are compared and the most universal and informative ones are identified.*

Keywords: *recognition of small objects on a radar image, metrics.*

For citation (IEEE): F. A. Erin, V. I. Weber, V. Yu. Kuprits, and A. A. Netesov, "Metrics for Assessing the Quality of the Work of a Classifier of Small Objects on a Radar Image Obtained Using a Synthetic Aperture Radar," *Infocommunications and Radio Technologies*, vol. 5, no. 4, pp. 436–444, 2022, doi: 10.29039/2587-9936.2022.05.4.32. (In Russ.).

References

- [1] V. I. Weber, V. Y. Kuprits, A. A. Mescheryakov, and M. V. Kuprits, "Recognition of ground objects on a radar image using convolutional neural network," *Ural Radio Engineering Journal*, vol. 6(1), pp. 93–101, 2022, doi: 10.15826/urej.2022.6.1.005. (In Russ.).
- [2] P. V. Dudchenko, "Metrics for evaluating classifiers in the problems of medical diagnostics," *Youth and modern information technologies: Proceedings of the XVI International scientific and practical conference of students, graduate students and young scientists*, Tomsk, December 3–7, 2018. Tomsk: TPU publishing house, [pp. 164–165], 2019. (In Russ.).
- [3] S. Yu. Gus'kov and V. V. Lyovin, "Confidence interval estimation for quality factors of binary classifiers – ROC curves, AUC for small samples," *Engineering Journal: Science and Innovation*, no. 3 (39), p. 3, 2015, URL: <http://engjournal.ru/catalog/mesc/idme/1376.html>. (In Russ.).

Information about the authors

Vladislav I. Weber, department assistant of the Department of Radio Engineering Systems of Tomsk State University of Control System and Radio Electronics, Tomsk, Russian Federation.

Vladimir Y. Kuprits, Ph. D. in technology, associate professor of the Department of Radio Engineering Systems of Tomsk State University of Control System and Radio Electronics, Tomsk, Russian Federation.

Alexander A. Netesov, student of Tomsk State University of Control System and Radio Electronics, Tomsk, Russian Federation.

Fedor A. Erin, student of Tomsk State University of Control System and Radio Electronics, Tomsk, Russian Federation.