

**ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ И ТЕХНОЛОГИИ  
INFORMATION SYSTEM AND TECHNOLOGIES****УДК 004.4****DOI: 10.18413/2518-1092-2025-10-4-0-1****Болгова Е.В.  
Черноморец А.А.  
Буханцов А.Д.  
Фуников А.Д.****О ПОКАЗАТЕЛЯХ РАБОТОСПОСОБНОСТИ МЕТОДОВ  
РАСПОЗНАВАНИЯ ПРИ УСЛОВИИ ПРИБЛИЖЕННОЙ  
РАЗМЕТКИ ТЕСТОВЫХ ДАННЫХ**

Белгородский государственный национальный исследовательский университет,  
ул. Победы, 85, г. Белгород, 308015, Россия

e-mail: [bolgova\\_e@bsuedu.ru](mailto:bolgova_e@bsuedu.ru), [chernomorets@bsuedu.ru](mailto:chernomorets@bsuedu.ru), [bukhantsov@bsuedu.ru](mailto:bukhantsov@bsuedu.ru), [funikov@bsuedu.ru](mailto:funikov@bsuedu.ru)

**Аннотация**

Для оценивания и сравнения эффективности применения методов распознавания объектов при решении конкретной задачи применяются различные показатели работоспособности. При оценивании показателей работоспособности данных методов на основании анализа реальных тестовых данных разметка оператором пикселей, принадлежащих объекту, во многих случаях может быть выполнена достаточно приближенно. В работе предложены оценки показателей Accuracy, Precision, Recall, F1-мера работоспособности методов распознавания (классификации) при условии приближенной разметки тестовых данных (изображений). В работе также предложено в качестве показателя работоспособности методов распознавания так называемое нормированное среднеквадратическое расстояние между множеством ложно-выделенных пикселей и множеством пикселей объекта, которое в отличие от других показателей позволяет оценить распределение на изображении ложно-выделенных пикселей относительно пикселей объектов, что имеет важное значение при оценивании и сравнении эффективности различных методов распознавания. В работе приведены примеры вычисления значений предложенных показателей.

**Ключевые слова:** показатели работоспособности; методы распознавания; цифровые изображения; дилатация; нормированное среднеквадратическое расстояние

**Для цитирования:** Болгова Е.В., Черноморец А.А., Буханцов А.Д., Фуников А.Д. О показателях работоспособности методов распознавания при условии приближенной разметки тестовых данных // Научный результат. Информационные технологии. – Т.10, №4, 2025. – С. 3-13. DOI: 10.18413/2518-1092-2025-10-4-0-1

**Bolgova E.V.  
Chernomorets A.A.  
Bukhantsov A.D.  
Funikov A.D.****ON PERFORMANCE INDICATORS OF RECOGNITION  
METHODS, PROVIDED THAT THE TEST DATA IS  
APPROXIMATELY MARKED UP**

Belgorod State National Research University,  
85 Pobedy St., Belgorod, 308015, Russia

e-mail: [bolgova\\_e@bsuedu.ru](mailto:bolgova_e@bsuedu.ru), [chernomorets@bsuedu.ru](mailto:chernomorets@bsuedu.ru), [bukhantsov@bsuedu.ru](mailto:bukhantsov@bsuedu.ru), [funikov@bsuedu.ru](mailto:funikov@bsuedu.ru)

**Abstract**

Various performance indicators are used to evaluate and compare the effectiveness of object recognition methods in solving a specific task. When evaluating the performance of these methods based on the analysis of real test data, the operator's marking of pixels belonging to an object can in many cases be performed fairly approximately. The paper proposes estimates of Accuracy, Precision, Recall, and F1-score indicators of the efficiency of recognition (classification) methods under the condition of approximate markup of test data (images). The paper also suggests the so-

called normalized mean-square distance between a set of False Positive pixels and a set of pixels of an object as an indicator of the performance of recognition methods, which, unlike other indicators, allows us to estimate the distribution of False Positive pixels in an image relative to pixels of objects, which is important when evaluating and comparing the effectiveness of various recognition methods. The paper provides examples of calculating the values of the proposed indicators.

**Keywords:** performance indicators; recognition methods; digital images; dilation; normalized mean-square distance

**For citation:** Bolgova E.V., Chernomorets A.A., Bukhantsov A.D., Funikov A.D. On Performance Indicators of Recognition Methods, Provided that the Test Data is Approximately Marked Up // Research result. Information technologies. – T.10, №4, 2025. – P. 3-13. DOI: 10.18413/2518-1092-2025-10-4-0-1

## **ВВЕДЕНИЕ**

Для решения задач распознавания объектов, заключающихся в отнесении анализируемых объектов к одному из априори заданных классов (решается задача классификации), в настоящее время разработано значительное количество методов. Для оценивания и сравнения их эффективности при решении конкретной задачи применяются различные критерии (показатели работоспособности).

В работе рассматриваются показатели работоспособности методов распознавания (классификации) объектов двух классов, которые применяются при бинарной классификации, обнаружении объекта на изображении, сегментации и др. [1-3].

Вычисление показателей работоспособности заданного метода классификации основано на результатах его применения при обработке тестовых данных, для которых априори известно разделение на два классы (известны представители так называемых положительного и отрицательного классов). При этом в результате применения метода эти данные распределяются (например, на основании вычисления критерия (статистики)), по четырем классам [1-3]:

- класс верно определенных представителей положительного класса (истинно-положительный класс, True Positive), количество элементов в классе обозначают  $TP$ ;
- класс верно определенных представителей отрицательного класса (истинно-отрицательный класс, True Negative), количество элементов в классе обозначают  $TN$ ;
- класс объектов, ошибочно (ложно) определенных как положительные (ложноположительный класс, False Positive), количество элементов в классе обозначают  $FP$ ;
- класс объектов, ошибочно (ложно) определенных как отрицательные (ложноотрицательный класс, False Negative), количество элементов в классе обозначают  $FN$ .

При бинарной классификации, используя полученные результаты, строится матрица ошибок (confusion matrix), приведенная в таблице 1, которая используется для визуализации эффективности метода классификации [1-2]:

Пример матрицы ошибок

Example of an error matrix

Таблица 1

Table 1

Матрица ошибок	Априори известен	
	Положительный класс	Отрицательный класс
Результат вычислительного эксперимента, вычисление критерия (статистики)	Положительный класс (получен)	$TP$  (ошибка 1 рода, «ложная тревога»)
	Отрицательный класс (получен)	$FN$  (ошибка 2 рода, «пропуск цели»)

На основании значений  $TP$ ,  $TN$ ,  $FP$  и  $FN$  для оценивания работоспособности методов распознавания (бинарной классификации) во многих случаях применяются следующие показатели [1-4]:

- *Accuracy* (Точность) – показатель, позволяющий оценить долю правильных решений, полученных на основе заданного метода, относительно всех решений:

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

- *Precision* (Точность в смысле доли положительных решений) – показатель, позволяющий оценить долю правильных положительных решений относительно решений, выделенных на основе заданного метода как положительные:

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

- *Recall* (Полнота) – показатель, позволяющий оценить долю правильных положительных решений, полученных на основе заданного метода, относительно всех априори положительных решений:

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

- *F1*-мера – свертка показателей *Precision* и *Recall*, позволяющая сбалансировать их значения;

$$F1 = 2 \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}; \quad (4)$$

- и другие показатели.

Значения  $FP$  и  $FN$  применяют также при оценивании вероятностей ошибок 1 и 2 рода отвергнуть правильную нулевую гипотезы и правильную альтернативную гипотезы соответственно [5].

Следует отметить, что при оценивании показателей *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1*-мера и др. работоспособности методов распознавания объектов на основании анализа реальных тестовых данных значений  $TP$ ,  $TN$ ,  $FP$  и  $FN$  для могут быть получены достаточно приближено ввиду возможной неточности при априорном задании положительного и отрицательного классов. Например, разметка оператором пикселей на тестовом изображении, принадлежащих объекту и фону, во многих случаях может быть выполнена достаточно неточно.

## **ОЦЕНИВАНИЕ ПОКАЗАТЕЛЕЙ РАБОТОСПОСОБНОСТИ МЕТОДА ПРИ УСЛОВИИ ПРИБЛИЖЕННОЙ РАЗМЕТКИ ТЕСТОВЫХ ДАННЫХ**

Оценим вычисление значений  $TP$ ,  $TN$ ,  $FP$  и  $FN$  на примере классификации пикселей цифрового изображения на пиксели объекта и фона при условии приближенной разметки тестовых данных.

Для вычисления значений количества  $TP$  правильно выделенных пикселей объекта, количества  $FP$  ложно-выделенных пикселей, количества  $FN$  невыделенных пикселей объекта и количества  $TN$  правильно отмеченных пикселей, не принадлежащих объекту, требуется, кроме изображений с результатами выделения искомого объекта, наличие размещенных тестовых данных – изображений, в которых оператором выделены (размещены) пиксели, принадлежащие искомому объекту.

Следует отметить, что при оценивании работоспособности методов распознавания объектов на основании анализа реальных тестовых данных (изображений) разметка оператором пикселей, принадлежащих объекту, во многих случаях может быть выполнена достаточно приближенно.

При условии приближенной разметки тестовых данных (изображений) оценки количества  $TP^*$  правильно выделенных пикселей объекта, количества  $FP^*$  ложно-выделенных пикселей, количества  $FN^*$  невыделенных пикселей объекта и количества  $TN^*$  правильно отмеченных пикселей, не принадлежащих объекту, применяемые при оценивании показателей

работоспособности заданного метода распознавания, могут быть получены для основании следующих утверждений и процедур.

В случаях невозможности выполнения точной разметки пикселей объектов на тестовых изображениях целесообразно считать справедливым следующее утверждение.

Утверждение 1. Неразмеченный пиксель  $I(k_1, k_2)$ ,  $k_1 = 1, 2, \dots, N_1$ ,  $k_2 = 1, 2, \dots, N_2$ , тестового изображения  $I$ , размерности  $N_1 \times N_2$  пикселей, считается принадлежащим искомому объекту, если в  $\varepsilon$ -окрестности этого пикселя имеется отличный от  $I(k_1, k_2)$  пиксель, размеченный как пиксель объекта.

Степень принадлежности  $\alpha_{k_1, k_2}$  неразмеченного пикселя  $I(k_1, k_2)$  объекту определяется следующим соотношением:

$$\alpha_{k_1, k_2} = \frac{N_{k_1, k_2}}{N_\varepsilon}, \quad (5)$$

где  $N_{k_1, k_2}$  – количество в  $\varepsilon$ -окрестности пикселя  $I(k_1, k_2)$  пикселей, размеченных как принадлежащих искомому объекту,  $N_\varepsilon$  – общее количество пикселей в  $\varepsilon$ -окрестности.

Отметим, например, что для  $\varepsilon$ -окрестности, определяемой как прямоугольное окно размерности  $3 \times 3$  пикселя, величина  $N_\varepsilon$  равна 8; для  $\varepsilon$ -окрестности, определяемой как прямоугольное окно размерности  $5 \times 5$  пикселя, величина  $N_\varepsilon$  равна 24 и т.д.

Степень принадлежности пикселя, размеченного как пиксель объекта, будем считать равной 1. В данной работе при любом положительном значении степени принадлежности  $\alpha_{k_1, k_2}$  пикселя:

$$\alpha_{k_1, k_2} > 0,$$

будем считать, то пиксель  $I(k_1, k_2)$  является пикселием, принадлежащим объекту (то есть в его  $\varepsilon$ -окрестности находится хотя бы один размеченный пиксель объекта).

Для оценивания количества  $T_1$  пикселей, принадлежащих объекту на исходном тестовом изображении, учитывая Утверждение 1, можно применить следующую процедуру.

Обозначим,  $A_0$  – бинарное изображение, размерности  $N_1 \times N_2$  пикселей, содержащее результаты разметки оператором пикселей объекта на исходном тестовом изображении  $I$  (пиксель изображения  $A_0$  равен 1, если он размечен как принадлежащий объекту, в противном случае – равен 0).

Построим бинарное изображение  $A_1$ , размерности  $N_1 \times N_2$  пикселей, содержащее результат выполнения морфологической операции дилатация [6-8] над изображением  $A_0$ :

$$A_1 = A_0 \oplus El, \quad (6)$$

где  $\oplus$  – операция дилатации изображения  $A_0$  со структурообразующим элементом  $El$ . В работе предлагается применять структурообразующий элемент в виде прямоугольника размером  $d_1 \times d_2$  пикселей. Размеры  $d_1 \times d_2$  структурообразующего элемента определяются из условий постановки задачи распознавания, например, размеры структурообразующего элемента могут иметь значения  $2 \times 3$ ,  $5 \times 5$  и др. пикселей.

Тогда, оценка количества  $T_1$  пикселей, принадлежащих объекту на тестовом изображении  $I$ , определяется количеством единичных пикселей изображения  $A_1$ ,

$$T_1 = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} A_1(i, j). \quad (7)$$

На основании соотношения (7) оценка количества  $T_2$  пикселей, не принадлежащих объекту на исходном тестовом изображении, определяется следующим образом:

$$T_2 = T_0 - T_1, \quad (8)$$

где  $T_0$  – количество пикселей в исходном изображении,

$$T_0 = N_1 N_2,$$

$N_1, N_2$  – размеры исходного изображения (пиксели).

Для оценивания количества правильно выделенных пикселей объекта сформулируем следующее утверждение.

Утверждение 2. Если в  $\varepsilon$ -окрестности выделенного пикселя имеется пиксель, размеченный как пиксель объекта, то считается, что пиксель правильно выделен.

Обозначим,  $B_0$  – бинарное изображение, размерности  $N_1 \times N_2$  пикселей, содержащее результаты выделения пикселей объекта на тестовом изображении  $I$  на основании заданного метода (пиксель изображения  $B_0$  равен 1, если он выделен как принадлежащий объекту, в противном случае – равен 0).

Анализ бинарного изображения  $B_0$  позволяет получить оценку количества  $T_3$  пикселей, выделенных на основании заданного метода как пиксели объекта:

$$T_3 = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} B_0(i, j). \quad (9)$$

Построим бинарное изображение  $B_1$ , размерности  $N_1 \times N_2$  пикселей, содержащее правильно выделенные пиксели (в соответствии с Утверждением 2), как результат пересечения множеств единичных пикселей изображений  $B_0$  и  $A_1$  (6):

$$B_1 = B_0 \cap A_1. \quad (10)$$

Оценка количества  $TP^*$  правильно выделенных пикселей объекта на изображении, учитывая Утверждение 2, определяется количеством единичных пикселей изображения  $B_1$ ,

$$TP^* = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} B_1(i, j). \quad (11)$$

Учитывая соотношения (9) и (11), получим оценку количества  $FP^*$  ложно-выделенных пикселей объекта:

$$FP^* = T_3 - TP^*. \quad (12)$$

При этом изображение, содержащее ложно-выделенные пиксели, может быть представлено бинарным изображением  $B_2$ , которое определяется как результат пересечения множеств единичных пикселей изображения  $B_0$  и инверсии  $\bar{B}_1$  изображения  $B_1$ :

$$B_2 = B_0 \cap \bar{B}_1. \quad (13)$$

Оценка  $FN^*$  количества невыделенных при применении заданного метода пикселей объекта, учитывая соотношения (7) и (11), может быть получена на основании следующего соотношения:

$$FN^* = T_1 - TP^*. \quad (14)$$

Оценка  $TN^*$  количества правильно отмеченных при применении заданного метода пикселей, не принадлежащих объекту, учитывая соотношения (8) и (12), может быть получена на основании следующего соотношения:

$$TN^* = T_2 - FP^*. \quad (15)$$

Таким образом, для показателей *Accuracy*, *Precision*, *Recall* и *F1* работоспособности заданного метода распознавания при условии приближенной разметки тестовых данных, учитывая соотношения (7)-(9) и (11), могут быть использованы следующие оценки  $Accuracy^*$ ,  $Precision^*$ ,  $Recall^*$  и  $F1^*$  соответственно:

$$Accuracy^* = (TP^* + TN^*) / T_0, \quad (16)$$

$$Precision^* = TP^* / T_3, \quad (17)$$

$$Recall^* = TP^* / T_1. \quad (18)$$

$$F1^* = 2 \frac{Precision^* \cdot Recall^*}{Precision^* + Recall^*}. \quad (19)$$

Важными показателями работоспособности заданного метода являются вероятности ошибок 1 рода (вероятность «ложной тревоги») и 2 рода (вероятность «пропуска цели») отклонить или принять основную гипотезу [5]. При условии следующей формулировки основной гипотезы: анализируемый пиксель изображения не принадлежит объекту, оценки  $P_1^*$  и  $P_2^*$  вероятностей ошибок 1 и 2 рода в случае приближенной разметки тестовых данных, учитывая (7), (8), (12) и (14), могут быть получены на основании следующих соотношений:

$$P_1^* = FP^* / T_2, \quad (20)$$

$$P_2^* = FN^* / T_1. \quad (21)$$

## НОРМИРОВАННОЕ СРЕДНЕКВАДРАТИЧЕСКОЕ РАССТОЯНИЕ

Следует отметить, что рассмотренные выше показатели работоспособности не отражают распределение на изображении ложно-выделенных (ложно-положительных) пикселей относительно расположения пикселей объекта.

В работах [9, 10] для оценивания максимального расстояния между двумя контурами объектов на изображении применяется расстояние Хаусдорфа [11]. Однако, получаемая оценка не отражает особенности распределения на изображении пикселей одного множества относительно пикселей другого множества.

В работе для оценивания получаемого при применении заданного метода распределения ложно-выделенных пикселей предлагается применять так называемое нормированное среднеквадратическое расстояние  $d^*$  между множеством ложно-выделенных пикселей и множеством пикселей объекта на тестовом изображении. Для вычисления нормированного среднеквадратического расстояния  $d^*$  разработана следующая процедура.

Обозначим  $L = \{l_i\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, FP^*$ , множество ложно-выделенных пикселей, содержащее  $FP^*$  пикселей. Отметим, что пиксели множества  $L$  соответствуют единичным пикселям изображения  $B_2$  (13).

Обозначим,  $G = \{g_k\}$ ,  $k = 1, 2, \dots, T_1$ , множество пикселей объектов на тестовом изображении с учетом возможности приближенной разметки тестовых данных. Отметим, что пиксели множества  $G$  соответствуют единичным пикселям бинарного изображения  $A_1$  (6).

Для каждого ложно-выделенного пикселя  $l_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, FP^*$ , вычислим минимальное расстояние  $d_i$  между пикселям  $l_i$  множества  $L$  и пикселями множества  $G$ :

$$d_i = dist(l_i, G), i = 1, 2, \dots, FP^*, \quad (22)$$

где  $dist(l_i, G)$  – функция вычисления минимального расстояния на плоскости между заданной точкой (пиксель  $l_i$ ) и множеством точек на плоскости (пиксели множества  $G$ ) на основании алгоритма вычисления проекции точки на множество [12].

Рассмотрим множество  $D = \{d_i\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, FP^*$ , значений вычисленных минимальных расстояний (22).

Нормированным среднеквадратическим расстоянием  $d^*$  между множеством ложно-выделенных пикселей и множеством пикселей объекта на тестовом изображении, размерности  $N_1 \times N_2$  пикселей, будем считать следующую величину:

$$d^* = \sqrt{\frac{\frac{1}{FP^*} \sum_{i=1}^{FP^*} d_i^2}{N_1^2 + N_2^2}}. \quad (23)$$

Следует отметить, что нормированное среднеквадратическое расстояние (23) между множеством ложно-выделенных пикселей и множеством пикселей объекта может служить дополнительным показателем работоспособности заданного метода распознавания.

### ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ ЭКСПЕРИМЕНТЫ

В качестве примера использования предложенных показателей рассмотрим следующие вычислительные эксперименты на основе применения некоторых методов А и Б распознавания береговой линии на изображениях морской акватории.

На рисунке 1 приведены пример изображения морской акватории, размерности  $494 \times 740$  пикселей, и пример приближенного выделения оператором пикселей береговой линии.

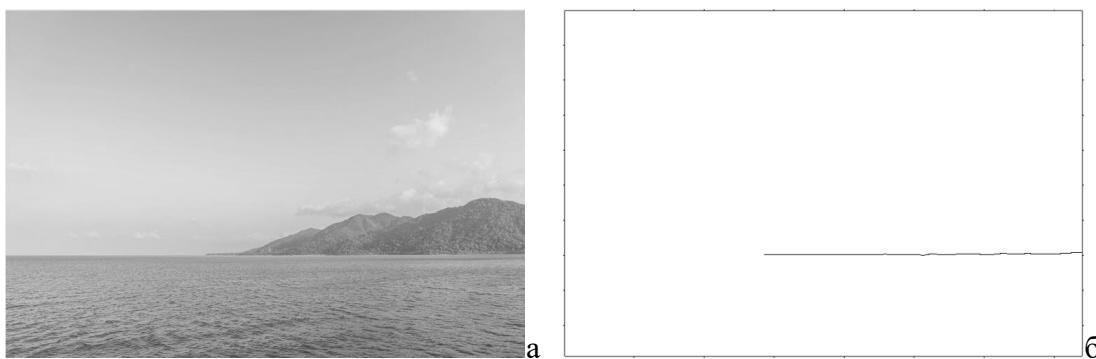


Рис. 1. Исходные данные: а – изображение морской акватории, б – пример приближенного выделения оператором пикселей береговой линии

Fig. 1. Initial data: a – a sea area image, b – example of approximate selection of coastline pixels by the operator

Для того чтобы учесть приближенное задание оператором пикселей береговой линии над изображением, приведенном на рисунке 1б, была выполнена морфологическая операция дилатации со структурообразующим элементом в виде прямоугольника, размерности  $5 \times 5$  пикселей.

Пусть, применяя некоторые методы распознавания А и Б, выделены пиксели береговой линии изображения, приведенного на рисунке 1а.

На рисунке 2 приведены в виде бинарных изображений результаты применения метода А и метода Б распознавания береговой линии на изображении (на рисунках 2а и 2б черным цветом отмечены пиксели, выделенные с помощью соответствующего метода как принадлежащие береговой линии).

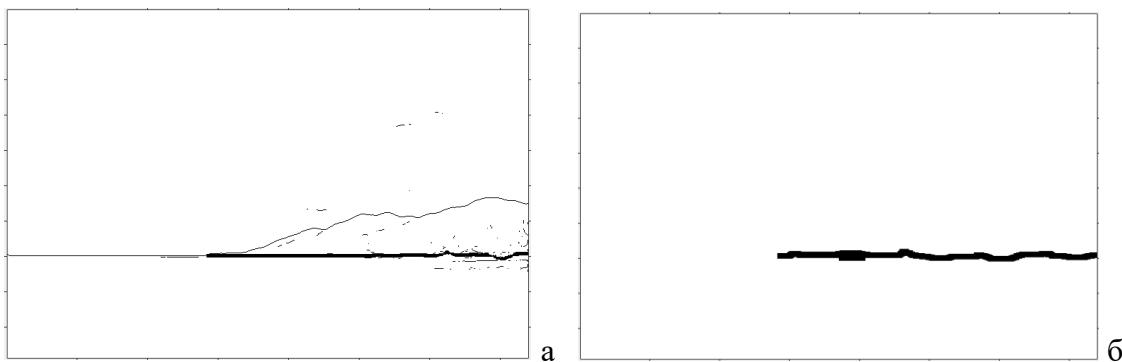


Рис. 2. Результаты применения методов распознавания береговой линии на изображениях:  
а – метод А, б – метод Б

Fig. 2. Results of applying coastline recognition methods in images: a – method A, b – method B

На основании полученных результатов без учета возможной приближенной разметки тестовых данных были вычислены показатели *Accuracy*, *Precision*, *Recall* и *F1*-мера (1)-(4) работоспособности методов распознавания А и Б. Соответствующие значения приведены в таблице 2.

Таблица 2

Показатели работоспособности методов распознавания (без учета возможной приближенной разметки тестовых данных)

Table 2

Performance indicators of recognition methods (excluding possible approximate marking of test data)

Показатель	Метод А	Метод Б
<i>Accuracy</i>	0,9916	0,9893
<i>Precision</i>	0,123	0,1034
<i>Recall</i>	0,9199	0,9696
<i>F1</i> -мера	0,217	0,187

Интерпретация значений показателей работоспособности методов распознавания, приведенных в таблице 2, может указывать на то, что результаты обнаружения береговой линии с помощью метода А являются предпочтительнее, чем результаты, полученные с помощью метода Б. Однако, интерпретация изображений, приведенных на рисунке 2, с позиций визуального контроля может указывать на предпочтительность результатов, полученных с помощью метода Б.

С учетом приближенной разметки оператором тестовых данных на основании результатов, полученных с помощью методов А и Б, были вычислены оценки показателей *Accuracy*<sup>\*</sup>, *Precision*<sup>\*</sup>, *Recall*<sup>\*</sup> и *F1*<sup>\*</sup>-мера (16)-(19), а также оценки  $P_1^*$  и  $P_2^*$  вероятностей ошибок 1 и 2 рода (20)-(21). Соответствующие значения приведены в таблице 3.

Таблица 3

Показатели работоспособности методов распознавания с учетом приближенной разметки оператором тестовых данных

Table 3

Performance indicators of recognition methods taking into account the approximate marking of test data by the operator

Показатель	Метод А	Метод Б
<i>Accuracy</i> <sup>*</sup>	0,996	0.9924
<i>Precision</i> <sup>*</sup>	0,6289	0.4507
<i>Recall</i> <sup>*</sup>	0,9239	0.8295
<i>F1</i> <sup>*</sup> -мера	0,7484	0.584
Оценка $P_1^*$	0,0035	0.007
Оценка $P_2^*$	0,0761	0.17

Данные, приведенные в таблицах 2 и 3, демонстрируют увеличение значений показателей *Accuracy*, *Precision*, *Recall* и *F1*-мера работоспособности метода А при учете приближенной разметки оператором тестовых данных по сравнению с показателями, полученными без учета возможной приближенной разметки тестовых данных, что является важным при выборе различных методов распознавания. Для метода Б практически все приведенные показатели работоспособности также продемонстрировали соответствующее увеличение в таблице 3 по сравнению с таблицей 2.

Следует отметить, что при оценивании предпочтительности результатов применения методов А и Б интерпретация значений показателей работоспособности данных методов, приведенных в таблице 3, также как интерпретация значений, приведенных в таблице 2, противоречит интерпретации с позиций визуального контроля изображений, приведенных на рисунке 2.

Полученное противоречие интерпретации результатов применения методов А и Б может быть разрешено на основания анализа значений нормированного среднеквадратического расстояния  $d^*$  (23) между множеством ложно-выделенных пикселей и множеством пикселей объекта на тестовом изображении.

Значения нормированного среднеквадратического расстояния  $d^*$  (23) между множеством ложно-выделенных пикселей, полученных с помощью методов распознавания А и Б, и множеством пикселей объекта на тестовом изображении для случаев с учетом и без учета приближенной разметки оператором тестовых данных приведены в таблице 4.

Таблица 4

Нормированное среднеквадратическое расстояние между множеством ложно-выделенных пикселей и множеством пикселей объекта

Table 4

Normalized root-mean-square distance between the set of false-positive pixels and the set of object pixels

Показатель	Метод А	Метод Б
Нормированное среднеквадратическое расстояние без учета возможной приближенной разметки тестовых данных	0,0649	0,0049
Нормированное среднеквадратическое расстояние с учетом приближенной разметки оператором тестовых данных	0,0982	0,004

Интерпретация значений нормированного среднеквадратического расстояния (23) между множеством ложно-выделенных пикселей и множеством пикселей объекта, приведенных в таблице 4, может указывать на существенную предпочтительность применения метода Б по сравнению с методом А для решения задачи распознавания береговой линии, что соответствует

интерпретации с позиций визуального контроля изображений, приведенных на рисунке 2, содержащих результаты применения указанных методов распознавания.

## **ВЫВОДЫ**

Таким образом, предложенные в работе показатели работоспособности методов распознавания объектов (бинарной классификации) с учетом приближенной разметки оператором тестовых данных в большинстве случаев имеют большие значения по сравнению с широко применяемыми показателями работоспособности, вычисленные без учета возможной приближенной разметки тестовых данных, что может повысить предпочтительность выбора анализируемого метода распознавания относительно других методов.

Следует отметить, что один из предложенных в работе показателей работоспособности методов распознавания объектов – нормированное среднеквадратическое расстояние между множеством ложно-выделенных пикселей и множеством пикселей объекта, в отличие от других показателей позволяет оценить распределение на изображении ложно-выделенных пикселей относительно пикселей объектов, что имеет важное значение при оценивании и сравнении эффективности различных методов распознавания.

## **Список литературы**

1. Михайличенко А.А. Аналитический обзор методов оценки качества алгоритмов классификации в задачах машинного обучения // Вестник Адыгейского государственного университета. Серия 4: Естественно-математические и технические науки. 2022. №4 (311). – С. 52–59.
2. Лимановская О.В., Алферьева Т.И. Основы машинного обучения: Учеб. пособие. – Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2020. – 88 с.
3. Левчук С.А., Якименко А.А. Исследование характеристик алгоритмов распознавания лиц // Сборник научных трудов НГТУ. – 2018. – № 3–4 (93). – С. 40–58.
4. Лазарев Д.А., Фуников А.Д., Болгова Е.В., Черноморец А.А., Фефелов О.С. Об алгоритмах сегментации цифровых изображений автомобильных дорог // Экономика. Информатика. 2025. Т. 52. № 1. С. 215–226.
5. Прикладная математическая статистика: Учеб. Пособие. / Составитель А.А. Мицель. – Томск: Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, 2019. – 113 с.
6. Serra J. Image Analysis and Mathematical Morphology. – 1982. – 610 p.
7. Serra J. Image Analysis and Mathematical Morphology. Vol. 2: Theoretical Advances. – 1988. – 411 p.
8. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений. Издание 3-е, исправленное и дополненное / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2012. – 1104 с.
9. Лебедев Л.И., Васин Ю.Г. Двухкритериальный алгоритм распознавания объектов графических изображений на базе КЭКМ // Юбилейная 25-я Международная конференция (GraphiCon2015), Россия, Протвино (Парк Дракино), 22–25 сентября 2015 г. 25th Anniversary International Conference (GraphiCon2015), Russia, Protvino (Park Drakino), September 22–25, 2015. – С. 112–114.
10. Хмелев Р.В. Совместное использование структурного анализа и метрики Хаусдорфа при сравнении объекта и эталона // Компьютерная оптика, 2005, № 27 – С. 174–176.
11. Хаусдорф Ф. Теория множеств. – М.-Л.: Объединенное научно-техническое изд-во НКТП СССР, 1937. – 305 с.
12. Сухарев А.Г., Тимохов А.В., Федоров В.В. Курс методов оптимизации: Учеб. пособие. – 2-е изд. – М.: Физматлит, 2011. – 384 с.

## **References**

1. Mikhailichenko A.A. An Analytical Review of Methods for Assessing the Quality of Classification Algorithms in Machine Learning Problems. Bulletin of Adyge State University. Series 4: Natural, Mathematical, and Technical Sciences. 2022. No. 4 (311). pp. 52–59.
2. Limanovskaya O.V., Alferyeva T.I. Fundamentals of Machine Learning: A Textbook. Yekaterinburg: Ural University Press, 2020. 88 p.

3. Levchuk S.A., Yakimenko A.A. A Study of the Characteristics of Face Recognition Algorithms. Collection of Scientific Papers of NSTU. 2018. No. 3–4 (93). pp. 40–58.
4. Lazarev D.A., Funikov A.D., Bolgova E.V., Chernomorets A.A., Fefelov O.S. 2025 On Algorithms for Segmentation of Digital Images of Motor Roads. Economics. Information technologies, 52(1): 215-226 (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-1-215-226.
5. Applied Mathematical Statistics: A Textbook. Author: A.A. Mitsel. – Tomsk: Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics, 2019. – 113 p.
6. Serra J. Image Analysis and Mathematical Morphology. – 1982. – 610 p.
7. Serra J. Image Analysis and Mathematical Morphology. Vol. 2: Theoretical Advances. – 1988. – 411 p.
8. Gonzalez R. Digital Image Processing. 3rd edition, revised and supplemented / R. Gonzalez, R. Woods. – Moscow: Tekhnosfera, 2012. – 1104 p.
9. Lebedev L.I., Vasin Yu.G. A two-criteria algorithm for recognizing objects in graphic images based on the KECM // 25th Anniversary International Conference (GraphiCon2015), Russia, Protvino (Park Drakino), September 22–25, 2015. – P. 112–114.
10. Khmelev R.V. Joint use of structural analysis and the Hausdorff metric in comparing an object and a standard // Computer Optics, 2005, No. 27 – P. 174–176.
11. Hausdorff F. Set Theory. – M.-L.: United Scientific and Technical Publishing House of the People's Commissariat of Industrial Trade of the USSR, 1937. – 305 p.
12. Sukharev A.G., Timokhov A.V., Fedorov V.V. Course of optimization methods: Textbook. – 2nd ed. – Moscow: Fizmatlit, 2011. – 384 p.

**Болгова Евгения Витальевна**, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры прикладной информатики и информационных технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

**Черноморец Андрей Алексеевич**, доктор технических наук, доцент, профессор кафедры прикладной информатики и информационных технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

**Буханцов Андрей Дмитриевич**, кандидат технических наук, старший научный сотрудник, доцент кафедры автоматизированных систем и технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

**Фуников Андрей Дмитриевич**, ассистент кафедры прикладной информатики и информационных технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

**Bolgova Evgeniya Vitalievna**, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Applied Informatics and Information Technology, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia

**Chernomorets Andrey Alekseevich**, Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Professor of the Department of Applied Informatics and Information Technology, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia

**Bukhantsov Andrey Dmitrievich**, Candidate of Technical Sciences, Senior Research Fellow, Associate Professor of the Department of Automated Systems and Technologies, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia

**Funikov Andrey Dmitrievich**, Assistant Professor of the Department of Applied Informatics and Information Technology, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia