



КИБЕРНЕТИКА
КИБЕРНЕТИКА
CYBERNETICS

DOI 10.51885/1561-4212_2021_1_59
МРНТИ 28.23.15

Е.Н. Амиргалиев¹, Ж.А. Бурибаев², З.М. Меліс², А.С. Атаниязова²

¹Институт информационных и вычислительных технологий, г. Алматы, Казахстан

E-mail: amir_ed@mail.ru

²Казахский национальный университет имени Аль-Фараби, г. Алматы, Казахстан

E-mail: zholdas_87@mail.ru

E-mail: melis_zarina@mail.ru *

E-mail: aissulu.12@mail.ru

ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ РАСПОЗНАВАНИЯ НЕЧЕТКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛИЦ НА ОСНОВЕ АНСАМБЛЯ

АНЫҚ ЕМЕС ТҮРДЕ ҰСЫНЫЛҒАН БЕТ СУРЕТТЕРІН АНСАМБЛЬ НЕГІЗІНДЕ ТАНУ ӘДІСІ ТУРАЛЫ

ON ONE APPROACH TO RECOGNIZING FUZZY IMAGES OF FACES BASED ON AN ENSEMBLE

Аннотация. В статье реализованы и проанализированы алгоритмы распознавания лиц по нечетким представлениям изображений с использованием нескольких основных классификаторов, включая Decision Tree (DT), Random Forest (RF) и k-nearest neighbors (KNN). Основное внимание уделяется извлечению информативных признаков для корректного распознавания и классификации человеческого лица. Исследуемые алгоритмы распознают человека по глазам в случае, если его лицо будет чем-то прикрыто. По результатам исследования, точность алгоритмов KNN, random forest и decision tree составляет 95,5 %, 96,1 % и 92,3 % соответственно. В целях улучшения результатов был реализован метод ансамблевого обучения, позволяющий объединить несколько результатов классификации с помощью метаклассификатора. В итоге ансамблирования точность составила 96,8 %, превышая точности каждого алгоритма.

Ключевые слова: Распознавание лиц, признак, классификация, алгоритм вычисления оценок, ансамбль алгоритмов.

Аңдатпа. Бұл мақалада Decision Tree (DT), Random Forest (RF) және k-nearest neighbors (KNN) сияқты негізгі классификаторларды қолдану арқылы анық емес түрде ұсынылған суреттер бойынша бетті тану алгоритмдеріне талдау жасалып, жүзеге асырылды. Басты назар адам бетін дұрыс тану және жіктеу мақсатында ақпараттық белгілерді алуға аударылды. Зерттелген алгоритмдер адам беті қандай да бір затпен жабық болған жағдайда, көздері арқылы тануды орындайды. Зерттеу нәтижелері бойынша, k-nearest neighbors, Random Forest және Decision Tree алгоритмдерінің дәлдігі сәйкесінше 95,5 %, 96,1 % және 92,3 % құрады. Нәтижелерді жақсарту мақсатында, метаклассификатор көмегімен бірнеше классификатор нәтижесін біріктіруге мүмкіндік беретін ансамблдік оқыту әдісі жүзеге асырылды. Ансамблдеу қорытындысы бойынша, алгоритм дәлдігі 96,8 % құрап, жеке алгоритмдердің дәлдігінен асып түсті.

Түйін сөздер: Бетті тану, белгі, жіктеу, бағалауды есептеу алгоритмі, алгоритмдер ансамблі.

Abstract. This article implements and analyzes face recognition algorithms based on fuzzy image representations using several major classifiers, including Decision Tree(DT), Random Forest(RF), and k-nearestneighbors(KNN). The main focus is on the extraction of informative features for the correct recognition and classification of the human face. The algorithms under study recognize a person by their eyes if their face is covered with something. According to the results of the research, the accuracy of the kNN, random forest and decision tree algorithms is 95.5 %, 96.1 % and 92.3 %, respectively. In order to improve the results, the ensemble learning method was implemented, which allows to combine several classification results using a metaclassifier. As a result of the ensembling, the accuracy was 96.8 %, exceeding the accuracy of each algorithm.

Keywords: face recognition, feature, classification, algorithm for calculating estimates, ensemble of algorithms.

Введение. Пандемическая ситуация, происходящая в мире, заставила всех людей долго ходить в медицинских масках, что даже является повседневным аксессуаром. Это стало настоящим вызовом для сервисов распознавания лиц и побудило к модернизации систем видеонаблюдения, так как маски блокируют большую часть поверхности лица человека, препятствуя его правильной идентификации. Для решения этой проблемы область исследования была сосредоточена вокруг глаз и носа, чтобы повысить достоверность систем распознавания.

В процессе нашей исследовательской работы были учтены утверждения, которые привели к выводу, что в медицинских масках система распознавания работает правильно. У большинства сформировалось мнение, что маска покрывает всего 40-50 % лица человека, а остальных 50 % достаточно для успешной идентификации. Размеры человеческого лица различны, ширина головы колеблется в пределах 54-65 см, маска также имеет разные размеры и типы, в связи с чем у одного человека может быть открытым 20 % лица, а у другого – 70 %. Такая разница влияет на качество распознавания. Существует утверждение о том, что система распознавания лиц включает в себя изображения достаточно высокого качества, чтобы зафиксировать индивидуальные особенности в незакрытой части лица. Камеры видеонаблюдения формируют изображения людей в различных условиях освещения, что существенно влияет на качество распознавания лиц. Кроме того, необходимо учитывать, что если человек помимо маски носит такие аксессуары, как головной убор, очки, платок, то для идентификации остается очень небольшая часть площади лица. Известно, что если такие ситуации случаются, то самым необходимым информативным признаком для распознавания лица является человеческий глаз. В этой работе рассматриваются вопросы корректного распознавания лиц через глаза в условиях, когда лицо человека не полностью видно.

Литературный обзор. Исследовательская работа [1] направлена на изучение распознавания лица, глаз и оценки взгляда человека. В данной статье представлен обзор различных методов распознавания лиц и показан ряд преимуществ и недостатков путем их сравнения друг с другом. В методах, рассмотренных в этой статье, встречались основные проблемы, возникающие в задаче распознавания: различные условия освещения, окклюзия лица (жесты и макияж, наличие очков) [2, 3]. Результаты исследования показали, что подход к функциям, похожим на каскадный метод haar, является наиболее часто используемым методом для проектов распознавания лиц в последние годы, поскольку он может работать с большей производительностью в системах реального времени.

В научной статье [4] представлен эффективный алгоритм определения глаз из изображения лица. Реализация алгоритма, исследованного в этой статье состоит из двух этапов: сначала по краевым направлениям определяется область, соответствующая краевому шаблону зрачка глаза, охватывающая только один глаз [5]. Затем выполняется поиск вто-

рого глаза в противоположных областях, расстояние и направление которых соответствуют диапазону возможных положений глаза. Тестовые работы были проведены на 1423 рисунках 6 человек. Итоги работы показали высокие результаты даже в том случае, где глаза не полностью открыты.

В исследовательской работе [6] рассматриваются два метода распознавания лица человека: первый – распознавание наличия или отсутствия внешних аспектов с помощью «атрибутивных» классификаторов, второй – изучение соответствия областей лица или сходства лиц для конкретных референтов с помощью «сравнительных» классификаторов [7,8]. Эта исследовательская работа является одной из первых работ, которые использовали атрибуты для проверки лица. Результаты исследовательской работы показывают, что применение указанных двух методов повлияло на снижение частоты ошибок.

В научной статье [9] рассмотрена процедура определения наилучшего модуля распознавания с помощью алгоритма вычисления оценок. Исследованием методов, решающих задачу нахождения оптимальных значений и выбора параметров эффективного алгоритма распознавания образов, показано повышение эффекта распознавания и качества обучения. Для изучения алгоритма, позволяющего построить адаптивную модель алгоритма расчета оценок [10], выбрано 22 класса, 354 объекта. Из них 352 объекта были распознаны корректно, оценка классификатора показала высокий результат.

В исследовательской работе [11] проведено сравнительное исследование 8 типов классификаторов, используемых для объектной классификации. Общая точность алгоритмов, рассмотренных в нашей работе, по результатам данной исследовательской работы, у алгоритма DT составила 86 %, у алгоритма KNN – 87 %, у классификатора RF – 89 %.

В научной статье [12] представлен метод повышения резкости для применения изображений медицинского назначения низкого контраста и для общего обнаружения контуров. Предложенный метод сравнивался с методами Собела, обнаружения краев Кэнни и низкочастотной фильтрации на примерах медицинских изображений.

Методы исследования. K-NearestNeighbors. Метод k -ближайших соседей относит объекты к классу, которому принадлежит большинство из k его ближайших соседей в многомерном пространстве признаков.

Пусть задана обучающая выборка $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$, $x_i \in X$, $y_i \in Y$, X -множество объектов, Y -множество классов, а m – мощность T . В X введена функция расстояния $\rho(x, x')$. Чем больше значение этой функции, тем меньше сходство объектов x и x' [13].

Для произвольного объекта $x \in X$ размещаем объекты модели обучения x_i в порядке возрастания расстояния до x :

$$\rho(x, x_{1;x}) \leq \rho(x, x_{2;x}) \leq \dots \leq \rho(x, x_{m;x}), \quad (1)$$

где $x_{i;x}$ – объект модели обучения, который является i -м соседом объекта x .

Из этих упорядоченных элементов T выбирается первый k (заданный параметр), а затем объекту x присваивается класс, который доминирует среди этих элементов k .

В целом алгоритм k -ближайших соседей можно записать следующим образом:

$$F(x) = \operatorname{argmax} \sum_{i=1}^m [y_{i;x} = y] \omega(i; x), \quad (2)$$

где $\omega(i; x)$ – заданная весовая функция, которая оценивает, насколько сосед x_i влияет на объект x .

DecisionTree. Дерево решений – это алгоритм классификации, работающий в дереве, в котором к каждой внутренней вершине относится предикат $\beta_v: X \rightarrow \{0, 1\}$, к каждой конечной вершине $v \in V$ относится имя класса $c_v \in Y$. При классификации объекта $x \in X$ он

проходит путь от корня к листу по дереву [14].

Объект x доходит до вершины v тогда и только тогда, когда выполняется конъюнкция $K_v(x)$, составленная из всех предикатов, приписанных внутренним вершинам дерева на пути от корня до вершины v . Множества объектов $\Omega_v = \{x \in X : K_v(x) = 1\}$ попарно не пересекаются, а их объединение совпадает со всем пространством X .

Отсюда заметим, что алгоритм классификации $A: X \rightarrow Y$, реализуемый двоичным решающим деревом, можно записать в виде простого голосования [15]:

$$F(x) = \operatorname{argmax}_{c_v=y} K_v(x), \quad (3)$$

причем для любого $x \in X$ одно и только одно слагаемое во всех этих суммах равно единице.

Random Forest. Метод случайного леса основан на методе решающих деревьев. Случайный лес – это набор решающих деревьев, а класс объекта, прошедшего классификацию, выбирается большинством голосов [16].

Сгенерируем случайную выборку S размера l по исходной обучающей выборке $D = \{x_i, y_i\}_i^l$.

По выборке S индуцировать не усеченное дерево решений T_i с минимальным количеством наблюдений в терминальных вершинах равным $n_{\min}$, рекурсивно следуя следующему подалгоритму:

- 1) из исходного набора n признаков случайно выбрать p признаков,
- 2) из p признаков выбрать признак, который обеспечивает наилучшее расщепление,
- 3) расщепить выборку, соответствующую обрабатываемой вершине, на две подвыборки.

В результате получаем ансамбль деревьев решений $\{T_i\}_{i=1}^B$.

Классификация новых наблюдений [17] осуществляется следующим образом: пусть $\hat{y}_i(x) \in \{y_1, y_2, \dots, y_l\}$ – класс, предсказанный деревом решений T_i , то есть $T_i(x) = \hat{y}_i(x)$, тогда $\hat{y}_{rf}^B(x)$ – класс, наиболее часто встречающийся в множестве $\hat{y}_i(x)_{i=1}^B$.

Результаты исследования. Первым шагом нашего подхода является добавление объекта в датасет с помощью готовых изображений и веб-камеры в режиме реального времени. Последовательность действий для распознавания лица показана на рис. 1. Затем идет процесс обнаружения лица с помощью каскадов Хаара. Поскольку наша цель – правильно распознавать человека с закрытым маской лицом, наш следующий шаг – извлечение признаков с открытой области лица. Все изображения будут преобразованы в пиксели в виде массива. 70 % данных датасета выделены для обучающей выборки, остальная часть – для тестовой. Классификатор проверяет соответствие выходного изображения с данными датасета, и результаты теста показывают насколько правильно распознано лицо человека.

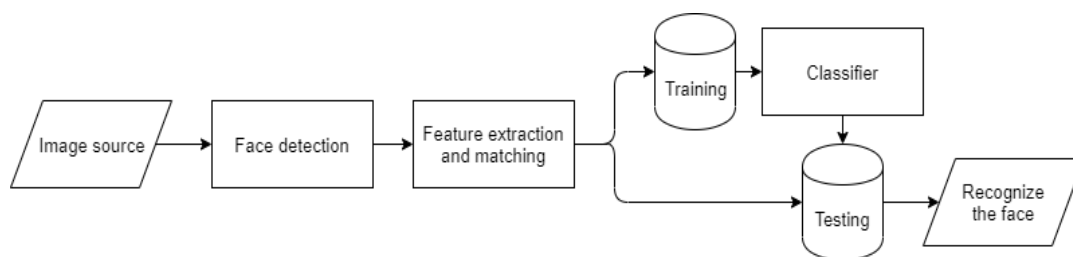


Рисунок 1. Процесс работы алгоритма классификации

На рис. 2 показан результат сохранения объекта в датасет. Если добавление нового человека в базу будет осуществляться в режиме реального времени, сохраняется 30 разных кадров одного человека. Извлечение признака из этих кадров можно увидеть на рис. 3. Левый и правый глаза обнаруживаются по отдельности, таким образом в датасете сохраняется еще 60 изображений. Обучающая выборка составляет 70 % от объема исходных данных, и в нашем случае для обучения формируются 21 изображение. Остальные 9 изображений служат для получения оценки прогнозных свойств модели на новых данных, т.е. данных, которые не были использованы для обучения модели.



Рисунок 2. Формирование изображений лиц

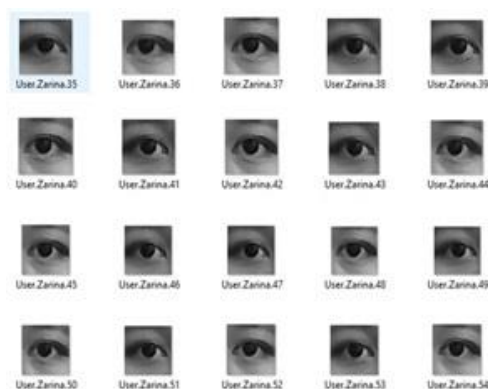


Рисунок 3. Извлечение признаков

Для формирования ансамбля алгоритмов в данной работе реализованы три метода распознавания: с помощью алгоритма k -ближайших соседей, алгоритма дерева принятий решений и алгоритма случайного леса. Датасет состоит из 10 классов, каждый класс имеет несколько примеров одного объекта. На рис. 4 и 5 показаны матрицы ошибок классификатора KNN. Матрица ошибок [18] состоит из 4 комбинаций: TP – комбинация прогнозов, совпавших с реальностью, FP – комбинация фактически положительных целей, которые были спрогнозированы как отрицательные, TN – комбинация верно спрогнозированных отрицательных целей, FN – комбинация фактически отрицательных целей, которые были спрогнозированы как положительные. В табл. 1 показана оценка качества классификатора с помощью таких метрик, как Precision, Recall и F1-мера. Precision демонстрирует способность алгоритма отличать данный класс от других классов, метрика Recall отвечает за способность обнаруживать этот класс, а F1-мера является метрикой, объединяющей в себе информацию о точности и полноте алгоритма.

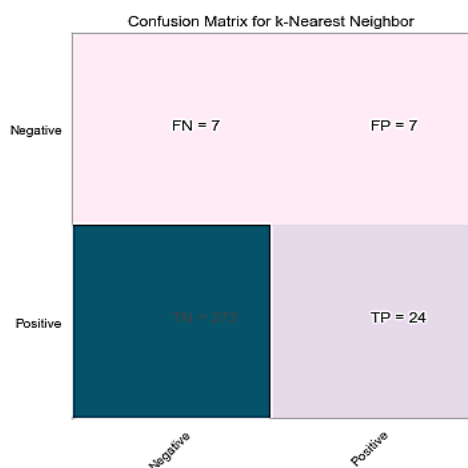


Рисунок 4. Общая матрица ошибок для KNN

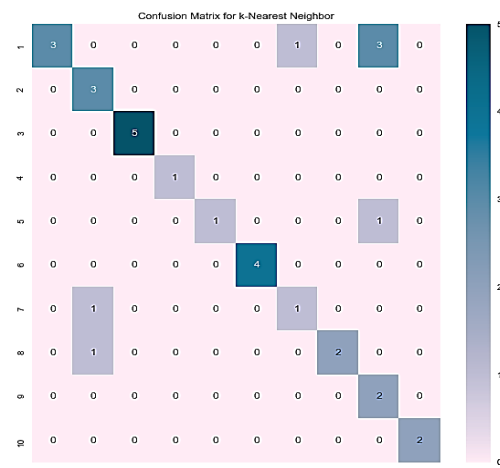


Рисунок 5. Матрица ошибок для каждого класса

Таблица 1. Метрики для оценки классификатора KNN

Класс	Precision	Recall	F1	Accuracy without TN	Accuracy with TN
1	1.00	0.43	0.60	0.43	0.87
2	0.60	1.00	0.75	0.60	0.94
3	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
4	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
5	1.00	0.50	0.67	0.50	0.97
6	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
7	0.50	0.50	0.50	0.33	0.94
8	1.00	0.67	0.80	0.67	0.97
9	0.33	1.00	0.50	0.33	0.87
10	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

На рис. 6 и 7 показаны матрицы ошибок классификатора RF. Число верно спрогнозированных положительных целей составляет 25, отрицательных – 273. Число фактически отрицательных целей, которые были спрогнозированы как положительные, и количество фактически положительных целей, которые были спрогнозированы как отрицательные, – по 6. В табл. 2 показана оценка качества классификатора с помощью таких метрик, как точность, полнота и F1-мера.

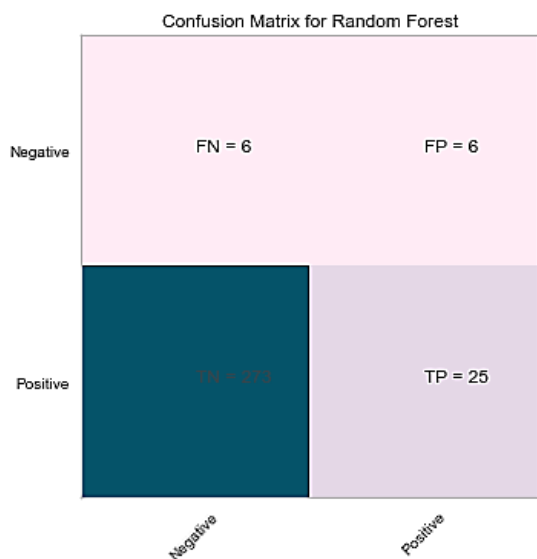


Рисунок 6. Общая матрица ошибок для RF

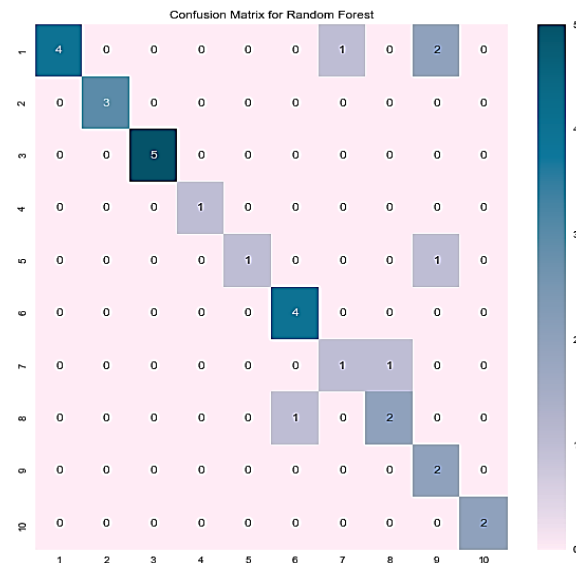


Рисунок 7. Матрица ошибок для каждого класса

Таблица 2. Метрики для оценки классификатора RF

Класс	Precision	Recall	F1	Accuracy without	Accuracy with
1	1.00	0.57	0.73	0.57	0.90
2	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
3	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
4	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
5	1.00	0.50	0.67	0.50	0.97
6	0.80	1.00	0.89	0.80	0.97
7	0.50	0.50	0.50	0.33	0.94
8	0.67	0.67	0.67	0.50	0.94
9	0.40	1.00	0.57	0.40	0.90
10	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

Третьим алгоритмом, использованным в данной работе, является алгоритм DT. На рис. 8 показано, что ложноположительное решение данного классификатора составляет 12, а истинно положительное решение – 19. По результатам алгоритма число верно спрогнозированных отрицательных целей составило 267. На рис. 9 изображена корреляционная матрица для каждого класса. В табл. 3 показана оценка качества классификатора с помощью таких метрик, как точность, полнота и F1-мера.

В целях повышения точности был реализован метод ансамблевого обучения, который объединяет разнородные алгоритмы. Идея ансамблирования в том, чтобы выучить нескольких разных классификаторов и комбинировать их, обучив метаклассификатор для вывода результата, основанного на множественных результатах, возвращаемых этими классификаторами. В качестве входных данных принимаются результаты алгоритмов KNN, RF и DT, и на их основе выводится

окончательный результат (рис. 10).

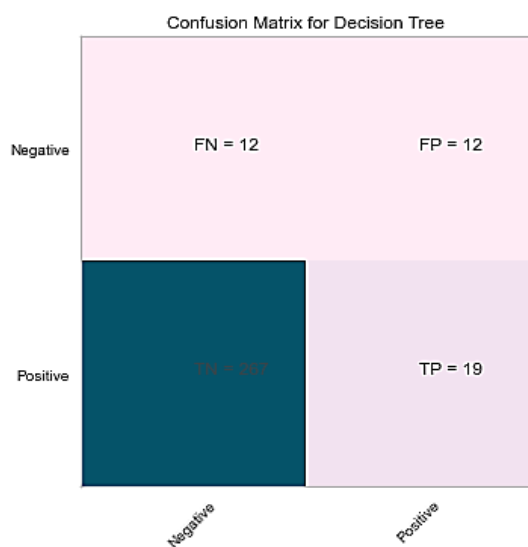


Рисунок 8. Общая матрица ошибок для DT

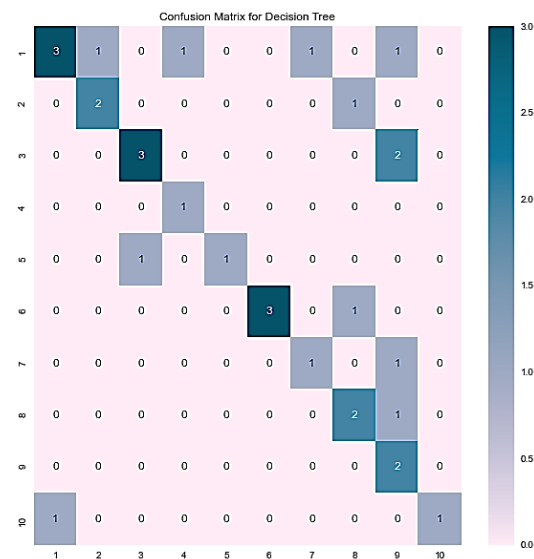


Рисунок 9. Матрица ошибок для каждого класса

Таблица 3. Метрики для оценки классификатора DT

Класс	Precision	Recall	F1	Accuracy without TN	Accuracy with TN
1	0.75	0.43	0.55	0.38	0.84
2	0.67	0.67	0.67	0.50	0.94
3	0.75	0.60	0.67	0.50	0.90
4	0.50	1.00	0.67	0.50	0.97
5	1.00	0.50	0.67	0.50	0.97
6	1.00	0.75	0.86	0.75	0.97
7	0.50	0.50	0.50	0.33	0.94
8	0.50	0.67	0.57	0.40	0.90
9	0.29	1.00	0.44	0.29	0.84
10	1.00	0.50	0.67	0.50	0.97

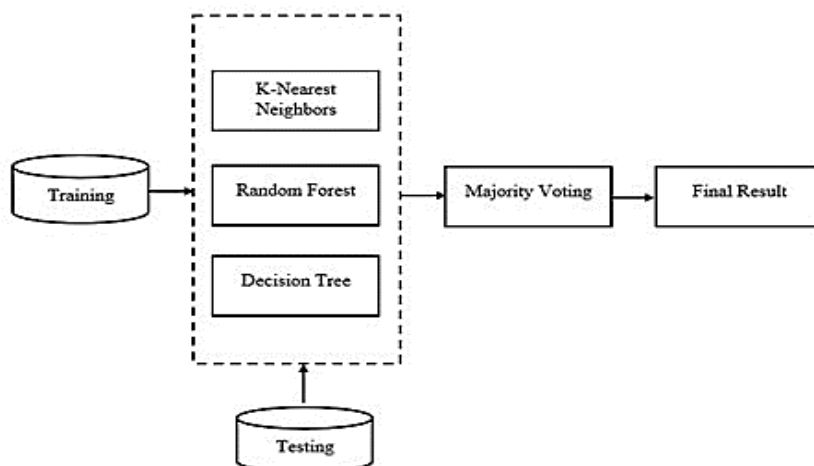


Рисунок 10. Процесс работы алгоритма ансамблирования

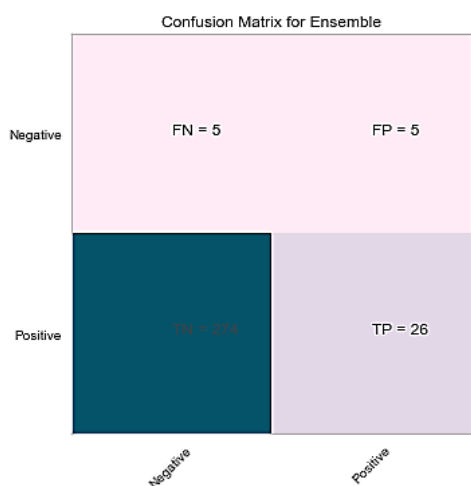


Рисунок 11. Общая матрица ошибок для алгоритма ансамблирования

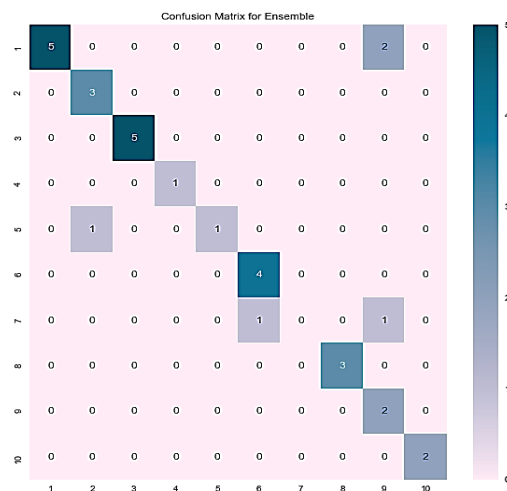


Рисунок 12. Матрица ошибок для каждого класса

Таблица 4. Метрики для оценки алгоритма ансамблирования

Класс	Precision	Recall	F1	Accuracy without TN	Accuracy with TN
1	1.00	0.71	0.83	0.71	0.94
2	0.75	1.00	0.86	0.75	0.97
3	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
4	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
5	1.00	0.50	0.67	0.50	0.97
6	0.80	1.00	0.89	0.80	0.97
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.94
8	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
9	0.40	1.00	0.57	0.40	0.90
10	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

Оценки каждого классификатора и алгоритма ансамблирования представлены в табл. 5. Ассигасу показывает долю правильных классификаций, кросс-валидация отвечает за способность работы классификатора.

Таблица 5. Процедура оценки общих способностей алгоритмов

Классификатор	Accuracy	Cross-validation
KNN	0.955	0.757
RF	0.961	0.883
DT	0.923	0.599
Ensemble	0.968	0.837

Для проверки эффективности реализованного алгоритма ансамблирования был сделан сравнительный анализ с другими алгоритмами, которые работают на основе ансамбля. Выбранными алгоритмами для сравнения являются AdaBoost и XGBoost. Алгоритм AdaBoost широко применяется в задачах распознавания лиц, используя каскад отбраковки, состоящий из нескольких слоев классификаторов. Когда область распознавания не обнаруживает лица ни на одном слое, она отбраковывается. Первый классификатор в области отбрасывает отрицательную область, чтобы свести стоимость вычислений к минимуму. Алгоритм XGBoost считается подходом, при котором создаются новые модели, которые предсказывают остатки или ошибки предыдущих моделей, а затем складываются вместе, чтобы сделать окончательный прогноз. Это называется повышением градиента, потому что он использует алгоритм градиентного спуска, чтобы минимизировать потери при добавлении новых моделей. В табл. 6 показаны средние оценки по метрикам каждого метода ансамблирования.

Таблица 6. Метрики для оценки методов ансамблирования

Метод ансамблирования	Precision	Recall	F1	Accuracy
AdaBoost	0.307	0.325	0.316	0.845
XGBoost	0.445	0.489	0.466	0.896
Ensemble	0.795	0.821	0.807	0.968

На рис. 13, *a* изображено распознавание с полностью открытым лицом. Добавление аксессуара не повлияло на правильное распознавание лица (рис. 13, *b*). Для корректного распознавания лица с маской необходимо было извлечь признаки, находящиеся в открытой области лица. На рис. 13, *c* видно, как алгоритм находит глаза человека и путем сравнения с данными датасета выполняет распознавание личности.

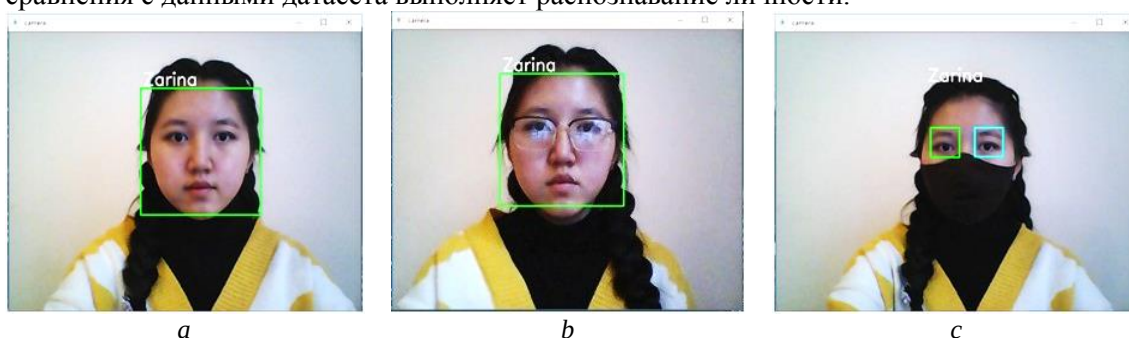


Рисунок 13. Распознавание лица: *a* – полностью открытого; *b* – с добавлением аксессуара; *c* – с маской

Заключение и предстоящая работа. В представленной работе основное внимание было уделено изучению корректных алгоритмов с помощью извлечения информационного признака от всех признаков на лице человека, в нашем случае путем отделения глаз людей в медицинских масках от других признаков. Классификация людей по классам выполнялась по трем алгоритмам классификации. Средняя точность алгоритма RF составила 96,1 % и показала преобладание над другими алгоритмами. Чтобы улучшить общий эффект классификации, был разработан алгоритм ансамблирования, комбинирующий в себе три классификатора. После этого точность алгоритма достигла 96,8 %, собирая преимущества каждого алгоритма, и был улучшен эффект обнаружения. В результате работы замечено, что алгоритм Decision Tree показывает хорошие результаты, когда количество классов меньше, а Random Forest работает с большим количеством классов. В процессе выполнения работы для правильного распознавания людей наблюдалось влияние таких факторов, как различные условия освещения, качество и допустимый размер изображения, с какого ракурса смотрят на камеру, изменения в образе человека. В дальнейшем, с учетом указанных проблем, будет рассмотрена реализация правильного алгоритма распознавания.

Список литературы

1. Zeynep Orman, Abdulkadir Battal, Erdem Kemer. A study on face, eye detection and gaze estimation // International Journal of Computer Science & Engineering Survey (IJCSES). – Vol.2, No.3. – August 2011.
2. H. Rowley, S. Baluja, T. Kanade. Rotation Invariant Neural Network-Based Face Detection // Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. – 1998. – Pp. 38-44.
3. M. H. Yang, D. Kriegman, N. Ahuja Detecting Faces in Images // A Survey IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – Vol. 24, No. 1. – January 2002.
4. T. D'Orazio, M. Leo, G. Cicirelli, A. Distante. An Algorithm for real time eye detection in face images // Pattern Recognition: Proceedings of the 17th International Conference. – Vol.3. – ICPR 2004.
5. S. Baskan, M. Bulut, V. Atalay Projection based method for segmentation of human face and its evaluation // Pattern Recognition Letters. – 23 (2002) . – Pp. 1623-1629.
6. Neeraj Kumar, Alexander C. Berg, Peter N. Belhumeur, Shree K. Nayar. Attribute and simile classifiers for face verification, 2009. – IEEE 12th International Conference on Computer Vision.
7. N. Kumar, P. N. Belhumeur, and S. K. Nayar. FaceTracer: A search engine for large collections of images with faces. – ECCV, 2008.
8. M. S. Bartlett, G. Littlewort, I. Fasel, and J. R. Movellan. Real time face detection and facial expression recognition: Development and applications to human computer interaction. – CVPRW, 05, 2003.
9. Kamilov Mirzoyan, Hudayberdiev Mirzaakbar, Khamroev Alisher. The Procedure for defining the best recognition module of the algorithms for calculating estimates // Proceedings of the 2nd International Conference on Advanced Technologies for Societal Applications. – Vol. 1.
10. Gurevich IB, Nefedov AV (2001) An efficient technique for calculating proximity functions in the 2D family of algorithms based on estimate calculations with rectangular support sets // Pattern Recognition Image Anal. – 11(1) . – Pp. 175–178.
11. Арзамасцев С. А., Бгатов М. В., Картышева Е. Н., Деркунский В. А., Семенчиков Д. Н., Предсказание оттока абонентов: сравнение методов машинного обучения // Компьютерные инструменты в образовании. – 2018. – № 5. – С. 5-23.
12. Bilynsky, Y.Y., Ratushny, P.M., Yukysh, S.V., Barylo, A.S., Amirgaliyev, Y., Kotyra, A., Burlibay, A., Morarenko, V. Contouring of microcapillary images based on sharpening to one pixel of boundary curves // Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering. – Vol. 10445. – 2017.
13. Гришанов К. М., Белов Ю. С. Метод классификации K-NN и его применение в распознавании символов // Фундаментальные проблемы науки: Сборник статей Международной научно-практической конференции, 15 мая 2016 г. – Ч. 3. – Тюмень: НИЦ Аэтерна, 2016. – С. 30-33

14. Lomax S., Vadera S. Case Studies in Applying Data Mining for Churn Analysis // *International Journal of Conceptual Structures and Smart Applications*. – 2017. – № 5 (2) . – Pp. 22–33.
15. Keramati A., Jafari-Marandi R., Aliannejadi M., Ahmadianc I., Mozaffari M., Abbasia U. Improved churn prediction in telecommunication industry using data mining techniques // *Applied Soft Computing*, 2014. – Vol. 24. – Pp. 994–1012.
16. Чистяков С. П. Случайные леса: обзор // *Труды Карельского научного центра РАН*. – 2013. – № 1. – С.117–136.
17. Prashanth R., Deepak K. High Accuracy Predictive Modelling for Customer Churn Prediction in Telecom Industry // *Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition*. – N.Y., 2017.
18. N. Shone, T. N. Ngoc, V. D. Phai, and Q. Shi. A deep learning approach to network intrusion detection // *IEEE Trans. Emerg. Topics Comput. Intell.* – Vol. 2, no. 1. – Pp. 41–50. – Feb. 2018.

References

1. Zeynep Orman, Abdulkadir Battal, Erdem Kemer «A study on face, eye detection and gaze estimation», *International Journal of Computer Science & Engineering Survey (IJCSES)* Vol.2, No.3, August 2011.
2. H. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Rotation Invariant Neural Network-Based Face Detection," *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 38-44, 1998.
3. M. H. Yang, D. Kriegman, N. Ahuja Detecting Faces in Images: A Survey *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* Vol. 24, No. 1 January 2002.
4. T. D'Orazio, M. Leo, G. Cicirelli, A. Distanto «An Algorithm for real time eye detection in face images», *Pattern Recognition*, 2004. *ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*. Volume 3.
5. S. Baskan, M. Bulut, V. Atalay Projection based method for segmentation of human face and its evaluation *Pattern Recognition Letters* 23 (2002) 1623-1629.
6. Neeraj Kumar, Alexander C. Berg, Peter N. Belhumeur, Shree K. Nayar, «Attribute and simile classifiers for face verification», 2009 *IEEE 12th International Conference on Computer Vision*.
7. N. Kumar, P. N. Belhumeur, and S. K. Nayar. FaceTracer: A search engine for large collections of images with faces. *ECCV*, 2008.
8. M. S. Bartlett, G. Littlewort, I. Fasel, and J. R. Movellan. Real time face detection and facial expression recognition: Development and applications to human computer interaction. *CVPRW*, 05, 2003
9. Kamilov Mirzoyan, Hudayberdiev Mirzaakbar, Khamroev Alisher, «The Procedure for defining the best recognition module of the algorithms for calculating estimates», *Proceedings of the 2nd International Conference on Advanced Technologies for Societal Applications - Volume 1*.
10. Gurevich IB, Nefedov AV (2001) An efficient technique for calculating proximity functions in the 2D family of algorithms based on estimate calculations with rectangular support sets. *Pattern Recognit Image Anal* 11(1):175–178.
11. Arzamashev S. A., Bgatov M. V., Kartysheva E. N., Derkunsij V. A., Semenchikov D. N., «Predskazanie otтока abonentov: sravnenie metodov mashinnogo obucheniya», *Komp'yuternye instrumenty v obrazovanii*, 2018 № 5: 5-23.
12. Bilynsky, Y.Y., Ratushny, P.M., Yukysh, S.V., Barylo, A.S., Amirgaliyev, Y., Kotyra, A., Burlibay, A., Morarenko, V., «Contouring of microcapillary images based on sharpening to one pixel of boundary curves», *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*. Volume 10445, 2017.
13. Grishanov K. M., Belov YU. S. Metod klassifikatsii K-NN i ego primenenie v raspoznavanii simvolov / *Fundamental'nye problemy nauki. Sbornik statej Mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferencii 15 maya 2016 g.* CH. 3. Tyumen': NIC Aeterna, 2016. S. 30-33
14. Lomax S., Vadera S. Case Studies in Applying Data Mining for Churn Analysis [*International Journal of Conceptual Structures and Smart Applications*], 2017. № 5 (2). pp. 22–33.
15. Keramati A., Jafari-Marandi R., Aliannejadi M., Ahmadianc I., Mozaffari M., Abbasia U. Improved churn prediction in telecommunication industry using data mining techniques (*Applied Soft Computing*), 2014. Vol. 24. pp. 994–1012.
16. Chistyakov C. P. Sluchajnye lesa: obzor // *Trudy Karel'skogo nauchnogo centra RAN*. 2013. № 1. st. 117–136.
17. Prashanth R., Deepak K. High Accuracy Predictive Modelling for Customer Churn Prediction in Telecom Industry // *Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition*. N.Y., 2017.
18. N. Shone, T. N. Ngoc, V. D. Phai, and Q. Shi. A deep learning approach to network intrusion detection // *IEEE Trans. Emerg. Topics Comput. Intell.* – Vol. 2, no. 1. – Pp. 41–50. – Feb. 2018.