

УДК 004.93

DOI: [10.26102/2310-6018/2021.34.3.010](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2021.34.3.010)

Распознавание эмоций на изображениях и искусственные иммунные системы

А.И. Нуриахметов, Д.Р. Богданова

*Уфимский государственный авиационный технический университет,
Уфа, Российская Федерация*

Резюме. В статье приведены результаты применения одного из методов искусственных иммунных систем к задаче распознавания эмоций человека по его мимике на изображениях. Искусственные иммунные системы – специальная концепция, в основе которой лежат различные принципы естественной иммунной системы млекопитающих. За счет своего разнообразия, подобным системам удалось достигнуть высоких результатов во множестве различных задач. Поэтому весьма интересным является вопрос об их эффективности в такой задаче, как распознавание эмоций. Так, в данном исследовании, используя один из методов искусственных иммунных систем, удалось достигнуть максимальной точности в 80 % для задачи распознавания 7 базовых эмоций Пола Экмана. Эти показатели были достигнуты на наборе данных Cohn–Kanade+. Для построения подобной системы, в исследовательской работе были рассмотрены наиболее популярные подходы к распознаванию эмоций на изображениях, а также ключевые концепции типизации эмоций. В предлагаемой модели использовался подход на основе компьютерного зрения, с использованием лицевой разметки по 68 точкам. Полученные координаты точек лица были преобразованы в 136 вещественных признаков, а затем, их число было сокращено до 25 признаков при помощи метода главных компонент. Дальнейшим направлением исследования будет являться поиск наиболее эффективного метода из класса методов искусственных иммунных систем для задачи распознавания эмоций на изображениях.

Ключевые слова: искусственная иммунная система, распознавание эмоций, разметка лица, компьютерное зрение, концепции типизации эмоций, обработка изображений.

Для цитирования: Нуриахметов А.И., Богданова Д.Р. Распознавание эмоций на изображениях и искусственные иммунные системы. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2021;9(3). Доступно по: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1000> DOI: 10.26102/2310-6018/2021.34.3.010

Emotion recognition in images and artificial immune systems

A.I. Nuriakhmetov, D.R. Bogdanova

*Ufa State Aviation Technical University,
Ufa, Russian Federation*

Abstract: This research paper presents the results of applying a method of artificial immune systems to the problem of recognizing human emotions by facial expressions in images. Artificial immune systems are a special concept based on a different principles of the natural immune system in mammals. Due to their diversity, artificial immune systems have managed to achieve high results in many different tasks. Therefore, the question of their effectiveness in such tasks as the problem of emotions recognition is very interesting. In this study, using a method of artificial immune systems, it was possible to achieve a maximum accuracy of 80% for the task of recognizing Paul's Ekman 7 basic emotions. These metrics were achieved on the Cohn–Kanade+ dataset. To build such a system, the research work considered the most popular approaches of recognizing emotions in images along with the key concepts of emotion classification. In the proposed model, a computer vision-based approach was utilised using 68-point facial landmarks. The obtained coordinates of the points on the face were transformed into 136 real features, and then, their number was reduced to 25 features with the means of principal components

method. A further direction of research will be the search for the most effective method of artificial immune systems for emotion recognition in images.

Keywords: artificial immune system, emotion recognition, facial landmarks, computer vision, emotion classification concepts, image processing

For citation: Nuriakhmetov A.I., Bogdanova D.R. Emotion recognition in images and artificial immune systems. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2021;9(3). Available from: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1000> DOI: 10.26102/2310-6018/2021.34.3.010 (In Russ).

Введение

Человеческие эмоции играют весьма важную роль не только в межличностном общении между людьми, но также и при принятии различных решений. Действительно, различные эмоциональные состояния человека так или иначе могут напрямую влиять как на желание человека вести какой-либо диалог, так и на его склонность к восприятию или запоминанию различной информации. Рассмотрим для примера сферу оказания услуг. Человеку, испытывающему злость или печаль наверняка будет неприятно выслушать какие-либо дополнительные рекламные предложения, или же вовсе поддерживать диалог. Человек подверженный таким эмоциям может не трезво оценить ситуацию и сделать не правильный выбор в пользу своих эмоций. И наоборот, человек испытывающий радость или восторг, вероятно, с удовольствием вас выслушает и прислушается к полученной информации. Следовательно, неплохо было бы уметь определять эмоциональные состояния человека и конфигурировать взаимодействие с ним на основе распознанных эмоциональных состояний. Отсюда очевидна значимость создание хорошей системы распознавания человеческих эмоций, которая могла бы проявить себя во множестве различных областей.

Еще одной точкой интереса данной работы является возможность применения метода искусственных иммунных систем в качестве классификатора в задаче распознавания эмоций. Искусственные иммунные системы – это класс методов машинного обучения, в основе которого лежат принципы работы иммунной системы млекопитающих. Данные методы способны решать всевозможные задачи, будь то кластеризация, регрессия или классификация. Поэтому особенный интерес вызывает применение одного из алгоритмов данного класса к задаче распознавания эмоций, поскольку до этого таких попыток не наблюдалось [1]. Так, в данном исследовании основной фокус внимания будет сосредоточен на задаче распознавания эмоций по мимике человека на изображениях. В частности, будут рассмотрены естественно возникающие вопросы о том, какие концепции типизации эмоций принято выделять, а также вопросы о том, какие подходы к распознаванию эмоций по мимике на изображениях уже существуют и активно применяются.

Материалы и методы Концепции типизации эмоций человека

Человеческие эмоции имеют многогранное проявление, люди способны выражать свои эмоции при помощи мимики, голоса, жестов, поз и телодвижений. Пожалуй, одним из наиболее интереснейших видов проявления человеческих эмоций является человеческая мимика и именно на ней будет сфокусирован фокус данной работы.

Прежде чем перейти к распознаванию эмоций, естественным было бы разобраться в том какие эмоции принято выделять. Так, в течение последнего столетия наибольшую популярность нашли две теории эмоций: теория базовых эмоций (или дискретная) и многомерная теория эмоций. При этом, обе этих теории на протяжении целого века противостоят и конкурируют друг с другом [2]. Основное отличие между данными двумя

теориями заключается в том, как они характеризуют эмоции. В первой теории их принято рассматривать как базовые, отдельные сущности, из которых можно составить более сложные эмоции, тогда как во второй теории, эмоции рассматриваются в рамках некоего пространства как его измерения.

Первоисточником и основателем многомерной теории эмоций считают идею В. Вундта, предложенную им в [3]. Вильгельм Вундт предположил, что человеческие эмоции можно описать всего лишь при помощи трех независимых измерений: удовольствие-неудовольствие, расслабление-напряжение и возбуждение-успокоение. После Вундта, данная идея продвигалась и изменялась, но вот вопрос о правильном количестве измерений пространства оставался и по-прежнему остаётся открытым. В настоящее время большинство концепций классифицируют эмоции по измерениям «валентности» и «возбуждения». К одной из таких концепций относиться модель Джеймса Рассела [4]. Его круговая модель эмоций применяется и по сей день во многих исследовательских работах, связанных с системами распознавания эмоций (Рисунок 1).

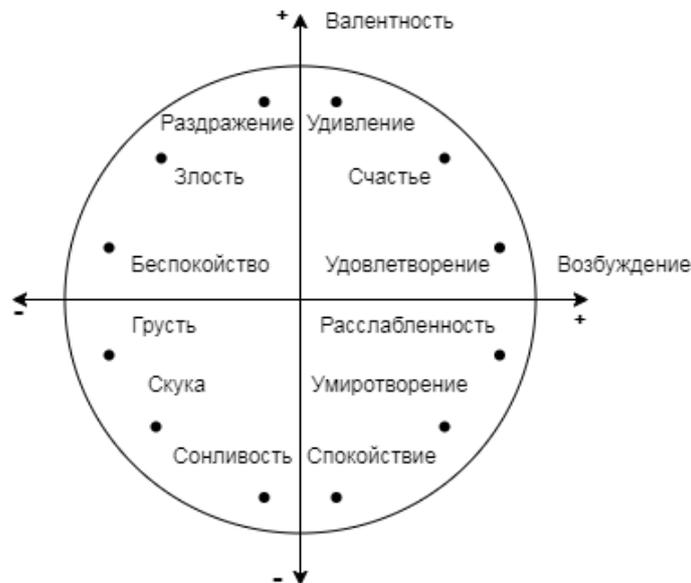


Рисунок 1 – Круговая модель Рассела
 Figure 2 – Russell's circumplex model of affect

В теории основанной на базовых эмоциях также нет единого ответа на то, сколько всего существует базовых эмоций, в каких-то моделях принято выделять всего 4 базовые эмоции [5], в других моделях это число значительно возрастает. Но чаще всего в исследовательских работах можно встретить системы, распознающие 7 базовых эмоций Пола Экмана, которые были описаны им в [6]. К слову, позже Экман сократил их число до 6 базовых эмоций. Весьма значимым фактором такой популярности модели Экмана является его разработка под названием «система кодирования действий лица» (от англ. Facial Action Coding System, FACS) [7].

FACS представляет собой систему кодирования лицевой мимики на основе двигательных единиц лица (от англ. Action Units, AU), где каждая AU представляет собой движения определенных лицевых мышц. Примеры компьютерного расчета AU по системе FACS можно найти, например, в [8] или [9]. Тем не менее, система Экмана изначально подразумевалась для людей, а не машин, в силу чего компьютерный расчет двигательных единиц может быть весьма затруднительным. Так, к примеру, наличие макияжа, очков, специфической причёски, которая закрывает некоторые ключевые

точки лица (например брови), или же просто, различных помех на изображении, может сильно повлиять на возможность расчета некоторых АУ, а следовательно, на возможность правильного распознавания эмоций. В некоторых исследовательских работах прибегают к использованию специфического оборудования для подсчета АУ, например, в [10] был задействован Microsoft Kinect, при помощи которого был создан набор обучающих данных.

Не стоит забывать и про общую проблему для всех систем распознавания эмоций, а именно проблему нехватки обучающих наборов данных. Наиболее широкое распространение имеют наборы, размеченные по 7 базовым эмоциям Экмана, поэтому, возвращаясь к вопросу о количестве эмоций для распознавания, остановимся именно на 7 базовых эмоциях Экмана.

Существующие подходы к распознаванию эмоций на изображениях

Очевидно, что задача распознавание человеческих эмоций на основе мимики, успела привлечь множество исследователей, и соответственно, было предложено множество решений. Основными объектами классификации в подобных решениях являются видео и фотографии, с запечатлёнными на них выражениями лица. Стоит отметить, что задача распознавания эмоций на основе мимики в видео, зачастую, является частным случаем задачи распознавания эмоций на основе мимики по картинкам. Действительно, ведь каждое видео, по сути, представляет собой определенный набор сменяющихся друг друга изображений. Казалось бы, если данная задача является частным случаем задачи распознавания эмоций на изображениях, тогда к ней можно применять все ее существующие методики. На самом деле здесь все не так однозначно. В определенных сценариях задача распознавания эмоций по видео накладывает свои определённые ограничения. Так, если распознавание эмоций по видео происходит в реальном времени, то очевидно, что классифицирующий алгоритм должен быть весьма быстрым для того, чтобы поспевать за кадровой частотой видео, иначе, такое распознавание попросту не имело бы смысла. В видео, в отличие от статического изображения, может присутствовать звуковая дорожка, которая тоже может содержать эмоциональный окрас, но в таком случае, задача классификации станет мультисканальной. В рамках данного исследования будут рассмотрены только одноканальные методы. Проанализируем наиболее популярные подходы к распознаванию эмоций на изображениях.

Одним из подходов является, уже ранее упомянутая методика, в основе которой лежит система кодирования действий лица Экмана. Специалисты, использующие FACS, могут распознавать эмоции с очень высокой точностью, но на это им требуется значительное время. В то же время машинные алгоритмы способны достигать куда большей точности, причем с куда меньшими временными затратами. В [10] авторам, используя Microsoft Kinect, свой собственный набор данных и систему FACS, удалось достигнуть точность свыше 90% (при определённых условиях). А именно, 96% при использовании многослойной нейронной сети и 75% при использовании k ближайших соседей в качестве классификатора соответственно. FACS, как и другие подходы, имеет ряд своих проблем. Авторы [11] попытались решить некоторые из этих проблем и смогли достичь порядка 80% точности, используя мультиклассификатор.

Еще одной популярной и эффективной методикой является использование глубокого обучения. За последние несколько лет методы глубокого обучения успели хорошо себя зарекомендовать в широком спектре различных задач, в том числе и в задачах распознавания эмоций. В данной категории систем нейронные сети оперируют непосредственно с самим изображением, содержащим какую-либо эмоцию. То есть их

используют для поиска и извлечения различных признаков, при помощи которых можно решить поставленную задачу. Дальше, данные признаки передаются в какой-либо метод классификации, или же вовсе, классифицируются самой нейронной сетью. Поскольку ключевым звеном данной методики являются нейронные сети, то она наследует большинство проблем, связанных с ними. Также, не стоит забывать, что нейронные сети не панацея. Для некоторых задач использование более простого метода может оказаться значительно эффективнее.

Очень интересным подходом является методика, основанная на разметке лица. Суть ее заключается, что следует из названия, в разметке лица определенным числом точек. Зачастую они покрывают значимые части лица такие как брови, нос, глаза, губы и так далее. Естественно, с движением лицевых мускул эти точки будут перемещаться. Число этих точек может быть равно 5, 68 и даже больше, в зависимости от того на какие именно точки на лице обучен алгоритм разметки. После разметки лица данными точками, мы можем получить их координаты, а дальше, перед нами открывается широкий выбор различных действий с этими координатами. Мы можем посчитать все длины между этими точками, провести обучение и классификацию используя полученные значения. Или же, можно выбрать только специфические точки и посчитать длины только между ними. Можно и вовсе, ничего не высчитывать, и использовать сырые координаты в качестве признаков объекта классификации. Например, в [12] на основе 68 точечной разметки высчитываются все длины между этими точками, а также строится граф, состоящий из 109 треугольников, из которых в дальнейшем находят 327 углов. Данные значения высчитываются для двух кадров, тем самым получая пространственно-временные признаки. В [13] авторы использовали 8 длин связанных с движением бровей и 6 длин, связанных с движением рта. При помощи случайного леса им удалось достичь точности в 90% по распознаванию 4 эмоций.

Из всех перечисленных методик, пожалуй, самой интересной для нашего исследования является последняя, а именно методика лицевой разметки. В отличие от FACS, при ее использовании нет потребности в специальном оборудовании, наборе данных, или особо сложных вычислениях. А в отличие от второй методики, в данном случае отпадает необходимость использования нейронных сетей и глубокого обучения. Также, используя лицевую разметку, мы получаем большое пространство выбора дальнейших действий с полученными координатами. Именно поэтому, в данном исследовании сделаем выбор в пользу подхода с лицевой разметкой.

Этапы в системах распознавания эмоций на изображениях

Говоря о системах распознавания эмоций на изображениях, естественным будет затронуть их структуру, то есть рассмотреть из каких этапов они состоят. Рассмотрим типичную структуру системы распознавания эмоций на изображениях. Обычно принято выделять 3 этапа (Рисунок 2): предобработка, извлечение признаков, машинный анализ [14].

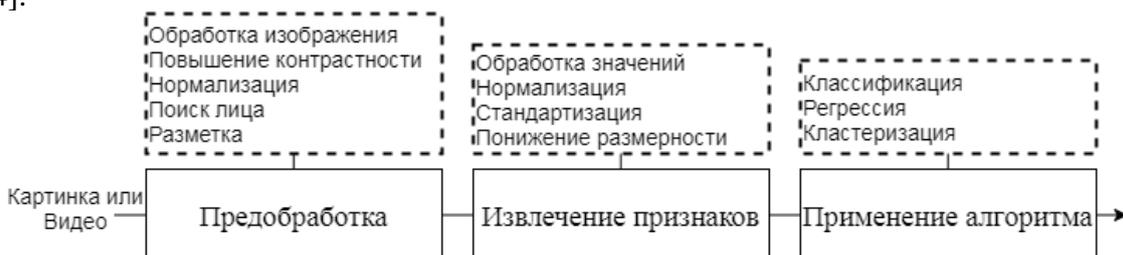


Рисунок 2 – Три этапа систем распознавания эмоций
 Figure 2 – Three stages of emotion recognition systems

На этапе предобработки происходит основная работа с изображением, то есть нормализация изображения, повышение контрастности, поиск лица, извлечение специфических лицевых координат и так далее в зависимости от конкретной задачи. Далее, полученная информация переходит на этап извлечения признаков, где она проходит обработку, в соответствии с выбранной методикой. Например, вычисление дополнительных параметров, нормализация значений, сокращение размерности и так далее. Наконец, в заключительном этапе происходит использование какого-либо метода машинного обучения, в зависимости от поставленной задачи. К слову, если это задача классификации, то очень многие исследователи в задачах распознавания эмоций по лицевым признакам предпочитают использовать метод SVM.

Предлагаемая модель

Разобрав все интересующие вопросы, можно перейти к построению собственной модели. Первым делом, стоит определить используемый набор данных. Так, в качестве датасета выберем расширенный набор Cohn-Kanade (СК+) [15]. Данный набор состоит из 7 базовых эмоций: радость, удивление, презрение, гнев, страх, отвращение и печаль. Для создания данного набора было задействовано 210 взрослых участников в возрасте от 18 до 50 лет, 69% из них являются женщинами, а 81% относится к евроамериканцам. Всего данный набор имеет порядка 970 изображений, каждое из которых имеет размер 48*48 пикселей. Набор СК+ имеет весьма большую популярность и его можно встретить во множестве других исследовательских работах. Именно поэтому он является весьма неплохим выбором, поскольку он позволяет сравнить полученные результаты с другими исследованиями. Пример изображений из датасета СК+ изображен на Рисунке 3.

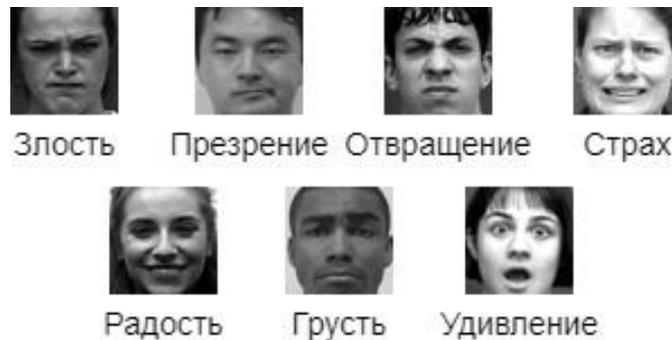


Рисунок 3 – Эмоции в наборе СК+

Figure 3 – Emotions in the СК+ set

Далее, опишем процесс обработки исходных изображений. Первым делом, необходимо провести коррекцию цвета изображения и повышение контрастности. Для этого, изображение будет преобразовано в серые цвета, а затем, к нему будет применен метод CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) [16] для выравнивания освещенности изображения. Далее, на скорректированном изображении необходимо найти лицо человека, а также определить местоположение его глаз. Для этого воспользуемся методом признаков Хаара [17]. Зная координаты глаз, мы можем вычислить угол α (Рисунок 4) и выровнять изображение по линии глаз.



Рисунок 4 – Схема поиска угла α в зависимости от расположения глаз
Figure 4 – Finding the angle α depending on the location of the eyes

После выравнивания, используя найденные координаты лица, прямоугольник с лицом вырезается и приводится к размеру 48×48 пикселей (в случае работы с образцами не из выборки СК+).

Далее, опишем метод обработки координат, полученных из лицевой разметки. Так, будем использовать 68-точечную разметку используя метод описанный в [18]. Различные другие техники лицевой разметки подробно описаны в [19]. Применяв данную разметку лица, получим координаты x и y 68 лицевых точек, тем самым будем иметь 136 вещественных значений. Общая схема данного процесса изображена на Рисунке 5.



Рисунок 5 – Схема этапа предобработки системы
Figure 5 – Scheme of the preprocessing stage of the system

Применим к этим значениям обработку, предложенную в [20]. На основе имеющихся 68 точек вычисляется значение точки центра тяжести. Далее, можно вычислить расстояние от центра тяжести до каждой из 68 точек, а также определить угол, составленной данной линией и линией горизонта. Пример разметки изображен на Рисунке 6.

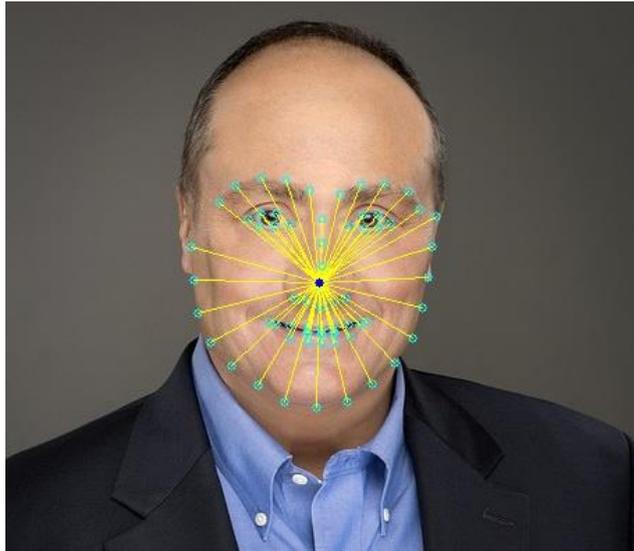


Рисунок 6 – Разметка лица по 68 точкам
Figure 6 – 68-point face marking

Таким образом, для каждой точки получается 4 значения: координата x , координата y , длина и угол. Исходные координаты точек, вероятно, вносят незначительный вклад, поэтому они будут исключены. Таким образом, для каждой точки будем иметь всего два значения: угол и длину. Суммарно для 68 точек получим 136 признаков. Затем, проведем их масштабирование на отрезок от 0 до 1 и применим метод главных компонент для понижения размерности признаков с условием сохранения как минимум 90% дисперсии исходных данных. В итоге получим вектор признаков, состоящий из 25 компонент.

В соответствии с целями исследования, алгоритм классификации будет принадлежать к классу алгоритмов искусственных иммунных систем. Более детальное описание и изучение искусственных иммунных систем уже производилось в [1]. Так, в качестве алгоритма классификации будем использовать метод искусственных иммунных систем предложенный в [21]. Автору данной работы удалось достигнуть точности свыше 90% в задаче классификации потока сетевого трафика. При этом, данный алгоритм показал себя весьма хорошо, как по скорости работы, так и по умению хорошо обучаться при небольших объемах тренировочных данных. Поэтому особый интерес вызывает возможности данного алгоритма в задаче распознавания эмоций. Суть данного алгоритма весьма проста, исходное пространство признаков покрывается антителами. Каждое антитело представляет из себя гиперсферу состоящую из метки класса, центра и радиуса. Если объект, который необходимо классифицировать, попадает в радиус какого-либо антитела, то ему присваивается метка класса данного антитела. Центры данных антител выбираются случайным образом, а их радиус итерационно изменяется на длину шага (параметр алгоритма) минимизируя ошибку классификации, не давая объектам других классов попадать в радиус антитела.

Результаты

На основе предложенной модели, была реализована программа на языке Python. Для работы с изображениями использовались пакеты `dlib` и `opencv`. В них уже реализованы многие методы, описанные в модели. В частности, метод обнаружения лица и глаз, а также метод лицевой разметки по 68 точкам. Для предобработки данных, а также для использования некоторых методов машинного обучения, в частности метода главных компонент и метода опорных векторов, применялась библиотека `sklearn`.

Параметр шага алгоритма при тестировании был равен 0,1. При его увеличении алгоритм может терять в точности, но в тоже время, он будет быстрее обучаться. Значение равное 0,1 было найдено оптимальным для поставленной задачи. Для тестирования модели была выбрана методика стратифицированной кросс-валидации по K блокам (stratified K-fold cross-validation). Параметр K был выбран равным 10. Суть данной методики заключается в том, что исходный набор данных делится на 10 вспомогательных наборов данных, каждый из которых имеет равную долю объектов классов. Далее, происходит K итераций. На каждой итерации K-ый набор считается набором валидации, при помощи которого происходит проверка алгоритма, а на оставшихся K-1 наборах происходит его обучение.

Ключевым параметром модели является число антител. Данный параметр напрямую влияет как на точность, так и на скорость алгоритма (Рисунок 7).

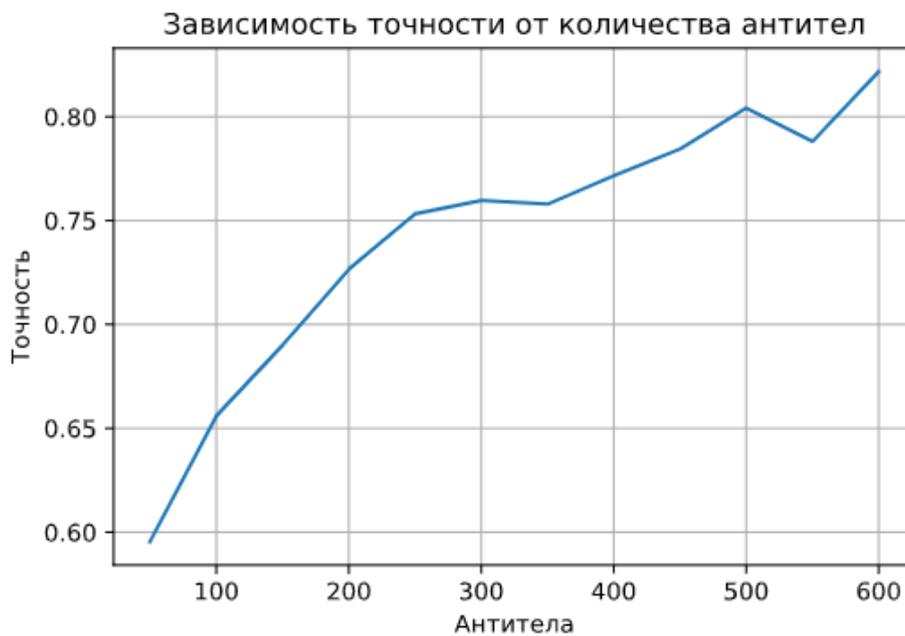


Рисунок 7 – График зависимости точности от числа антител
 Figure 7 – Antibody population and accuracy

На графике приведена зависимость точности от числа антител. Видно, что с увеличением их числа, точность продолжает увеличиваться. Наибольший рост точности заметен в интервале от 50 до 250 антител. Так, при использовании 250 антител точность достигает 75%. Далее, при увеличении числа антител, точность растет менее значительно, увеличиваясь на 5% лишь при добавлении 250 дополнительных антител.

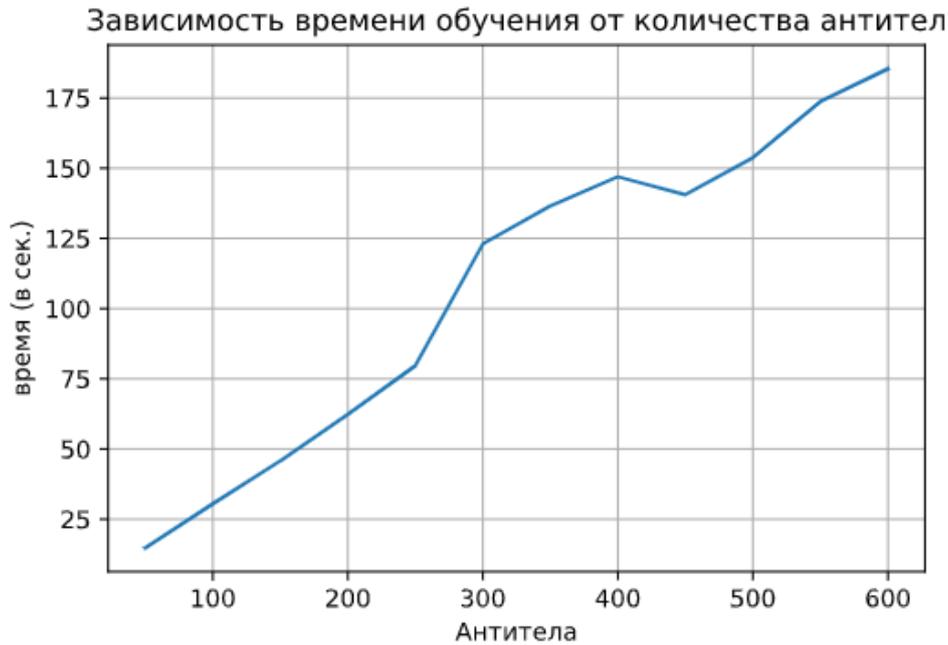


Рисунок 8 – График зависимости времени обучения от числа антител
Figure 8 – Training time and antibody population

В то же время, как видно из Рисунка 8, зависимость времени обучения от числа антител является практически линейной. Аналогично и со временем, необходимым на классификацию одного объекта (Рисунок 9).

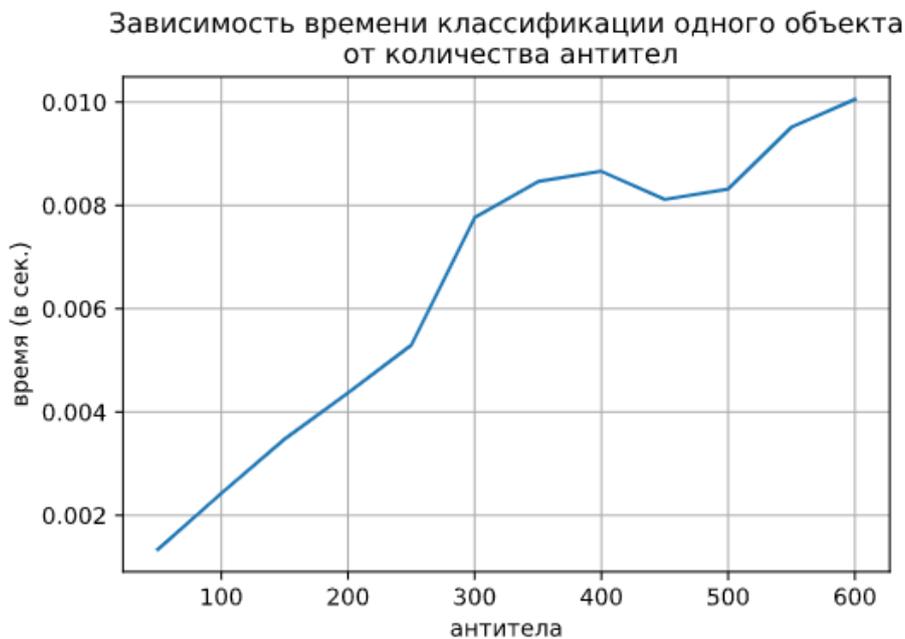


Рисунок 9 – График зависимости времени классификации одного объекта от числа антител
Figure 9 – Classification time and antibody population

Исходя из графиков, наиболее оптимальным количеством антител является число 250, поскольку при дальнейшем увеличении их численности, точность увеличивается на 5% лишь только при удваивании исходного количества антител. А вот временные затраты продолжают линейно возрастать. Скорость классификации одного объекта при использовании 250 антител не превышает 0.006 секунды, что является весьма неплохим

показателем, поскольку позволяет классифицировать целый поток изображений в секунду. Тем не менее, данный показатель оказался хуже, чем при использовании метода опорных векторов. Так, при использовании SVM на тех же данных, скорость классификации одного объекта не будет превышать 0.0002 секунды, а точность будет примерно равна 80%.

Проанализируем матрицу ошибок (Рисунок 10). Для этого возьмем популяцию из 250 антител и протестируем ее на 20% исходной выборки.

Из матрицы видно, что хуже всего алгоритм справляется с эмоцией презрения. 8 из 11 объектов данной эмоции были распознаны не верно. Также, не очень хорошо удалось распознать эмоцию злости. Из имеющихся в выборки 28 экземпляров, верно распознать удалось лишь только 16. С остальными эмоциями дела обстоят значительно лучше. К примеру, эмоцию удивления алгоритм распознает почти со 100% точностью.

Плохое распознавание определенных эмоций можно описать либо сильной схожестью их признаков с признаками других эмоций, либо недостаточным количеством обучающих данных для этих эмоций.

Действительно, из диаграммы распределения эмоций в исходной выборке видно (Рисунок 11), что эмоции презрения и страха имеют наименьшее количество экземпляров. Поэтому данная проблема вполне бы могла решиться при использовании различных методов сэмплирования данных.

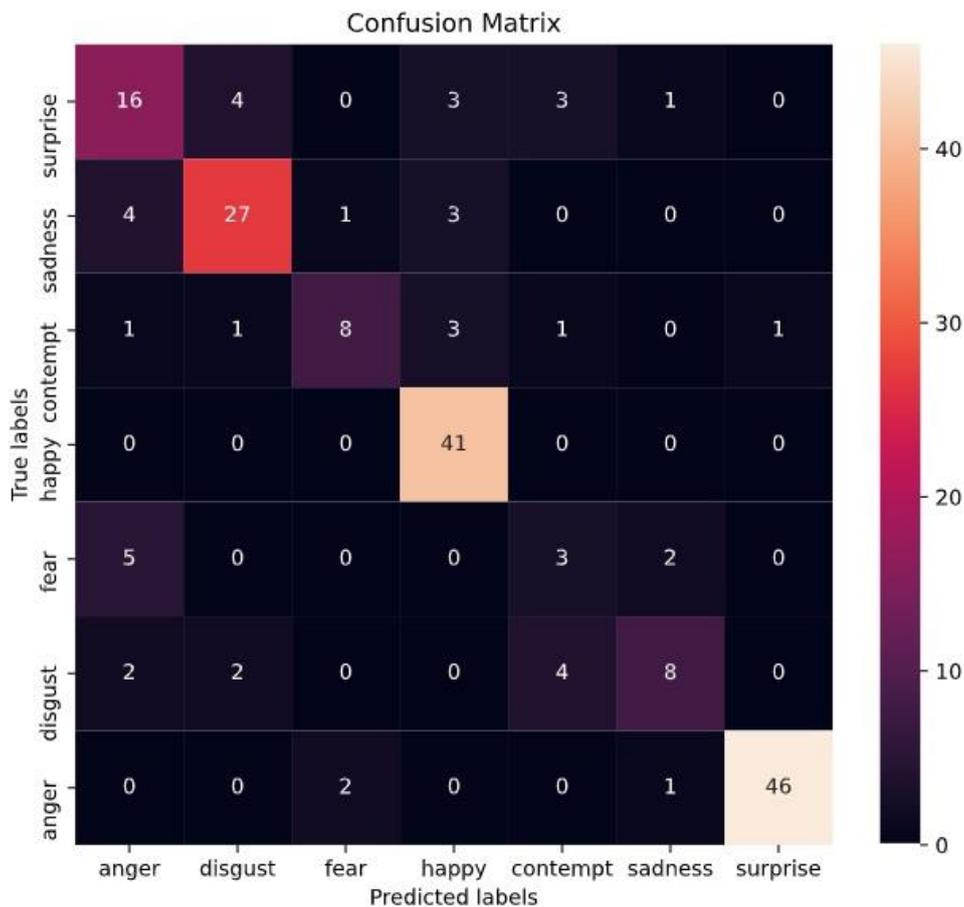


Рисунок 10 – Матрица ошибок алгоритма для 250 антител
 Figure 10 – Confusion matrix for 250 antibodies

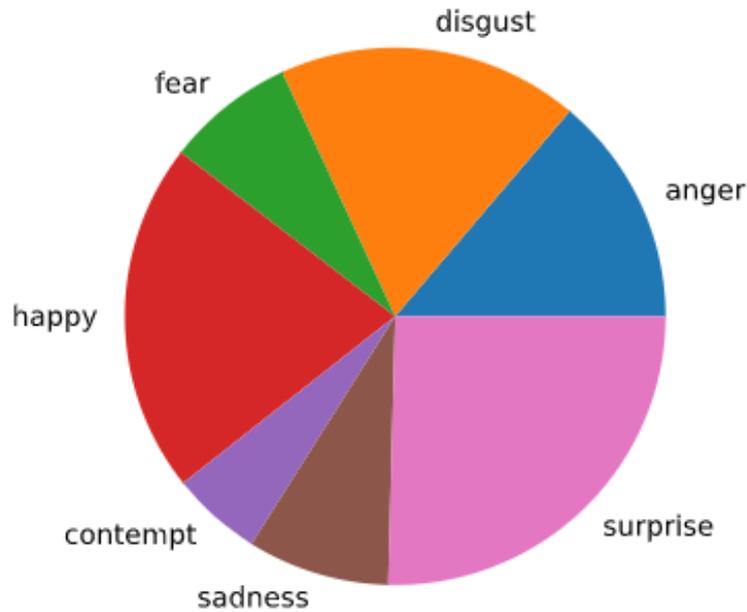


Рисунок 11 – Диаграмма распределения эмоций в наборе СК+
Figure 11 – Emotion distribution diagram in the CK + set

Заключение

Так, в данной работе было рассмотрено несколько ключевых концепций типизации эмоций, а также были рассмотрены основные подходы по их распознаванию на изображениях. Наиболее интересным оказался подход, основанный на лицевой разметке, поскольку он позволяет абстрагировать классификатор от непосредственной работы с изображением, а также дает широкий выбор дальнейшей обработки полученных признаков. В ходе выполнения данного исследования, был выбран подход на основе 68 точечной лицевой разметке, который в дальнейшем использовался совместно с одним из методов искусственных иммунных систем. При использовании 500 антител в классифицирующем алгоритме, его точность смогла превысить 80%. Но использование такой большой популяции антител не является рациональным, так как временные затраты значительно превосходят прирост в точности, поэтому более оптимальным является использование популяции из 250 антител. В таком случае точность алгоритма достигает 75%, а скорость классификации одного объекта не превышает 0,006 секунды. Тем не менее, данные показатели не смогли превзойти показатели метода опорных векторов, который так часто используется в подобных задачах. Но не стоит забывать, что искусственные иммунные системы — это не один метод, а целая концепция, которая объединяет в себе множество различных методов, решающих всевозможные задачи. Данная работа смогла показать, что методы искусственных иммунных систем вполне способны решать и задачу распознавания эмоций на изображениях. Соответственно, дальнейшим направлением исследования будет являться поиск наиболее оптимальной модели AIS для распознавания эмоций.

Благодарности

Результаты исследований, приведенные в статье, получены в рамках выполнения грантов РФФИ 18-07-00193, 19-07-00709 и государственного задания № FEUE-2020-0007.

ЛИТЕРАТУРА

1. Нуриахметов А. И., Богданова Д. Р. Искусственные иммунные системы и распознавание эмоций. *Оригинальные исследования*. 2020;10(12):174-184. Доступно по: <https://ores.su/ru/journals/oris-jrn/2020-oris-12-2020/a230163>. (дата обращения: 15.03.2021)
2. Lindquist K. A., Siegel E. H., Quigley K. S., Barrett L. F. The hundred-year emotion war: are emotions natural kinds or psychological constructions? Comment on Lench, Flores, and Bench (2011). 2013. DOI: 10.1037/a0029038
3. Wundt W. M., Judd C. H. Outlines of psychology. *Engelmann*. 1902.
4. Russell J. A. A circumplex model of affect. *Journal of personality and social psychology*. 1980;39(6):1161. DOI: 10.1037/h0077714
5. Jack R. E., Garrod O. G. B., Schyns P. G. Dynamic facial expressions of emotion transmit an evolving hierarchy of signals over time. *Current biology*. 2014;24(2):187-192. DOI:10.1016/j.cub.2013.11.064
6. James W. The principles of psychology. Cosimo, Inc. 2007.
7. Friesen E., Ekman P. Facial action coding system: a technique for the measurement of facial movement. *Psychology*. 1978.
8. Bartlett M. S., Hager J. C., Ekman P., Sejnowski T. J. Measuring facial expressions by computer image analysis. *Psychophysiology*. 1999;36(2):253-263. DOI: 10.1017/s0048577299971664
9. Saha C., Ahmed W., Mitra S., Mazumdar D., Mitra S. Facial Expressions: A Cross-Cultural Study. *Emotion Recognition*. 2015:69-87. DOI: 10.1002/9781118910566.ch3
10. Tarnowski P., Kołodziej M., Majkowski A., Rak R. J. Emotion recognition using facial expressions. *Procedia Computer Science*. 2017;108:1175-1184. DOI:10.1016/j.procs.2017.05.025
11. Бобе А. С., Коньшев Д. В., Воротников С. А. Система распознавания базовых эмоций на основе анализа двигательных единиц лица. *Инженерный журнал: наука и инновации*. 2016;9(57). Доступно по: <http://engjournal.ru/catalog/mesc/rmrs/1530.html> DOI: 10.18698/2308-6033-2016-09-1530 (Дата обращения 20.04.2021)
12. Golzadeh H., Faria D. R., Manso L. J., Ekárt A., Buckingham C. D. Emotion recognition using spatiotemporal features from facial expression landmarks. *2018 International Conference on Intelligent Systems (IS)*. 2018:789-794 DOI: 10.1109/IS.2018.8710573
13. Munasinghe M. I. Facial expression recognition using facial landmarks and random forest classifier. *2018 IEEE/ACIS 17th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*. 2018:423-427. DOI: 10.1109/ICIS.2018.8466510
14. Fama K. Automatic Analysis of Facial Action. 2018.
15. Lucey P., Cohn J. F., Kanade T., Saragih J., Ambadar Z., Matthews I. The extended cohn-kanade dataset (ck+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression. *2010 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition-workshops*. 2010:94-101. DOI: 10.1109/CVPRW.2010.5543262
16. Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization. *Graphics gems*. 1994:474-485. DOI: 10.1016/B978-0-12-336156-1.50061-6
17. Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition*. 2001;1:I-I. DOI: 10.1109/CVPR.2001.990517
18. Kazemi V., Sullivan J. One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition 2014*. 2014:1867-1874. DOI: 10.13140/2.1.1212.2243

19. Çeliktutan O., Ulukaya S., Sankur B. A comparative study of face landmarking techniques. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*. 2013;2013(1):1-27. DOI: 10.1186/1687-5281-2013-13
20. Rohith R. S., Pratiba D., Ramakanth P. K. Facial Expression Recognition using Facial Landmarks: A Novel Approach. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*. 2020;5(5):24-28. DOI: 10.25046/aj050504
21. Schmidt B. H. Artificial Immune Systems: Applications, Multi-Class Classification, Optimizations, and Analysis. 2017.

REFERENCES

1. Nuriakhmetov A. I., Bogdanova D. R. Artificial immune systems and emotion recognition. *Original research*. 2020;10(12):174-184. Available at: <https://ores.su/ru/journals/oris-jrn/2020-oris-12-2020/a230163> (Accessed 15.03.2021)
2. Lindquist K. A., Siegel E. H., Quigley K. S., Barrett L. F. The hundred-year emotion war: are emotions natural kinds or psychological constructions? Comment on Lench, Flores, and Bench (2011). 2013. DOI: 10.1037/a0029038
3. Wundt W. M., Judd C. H. Outlines of psychology. *Engelmann*. 1902.
4. Russell J. A. A circumplex model of affect. *Journal of personality and social psychology*. 1980;39(6):1161. DOI: 10.1037/h0077714
5. Jack R. E., Garrod O. G. B., Schyns P. G. Dynamic facial expressions of emotion transmit an evolving hierarchy of signals over time. *Current biology*. 2014;24(2):187-192. DOI:10.1016/j.cub.2013.11.064
6. James W. The principles of psychology. Cosimo, Inc. 2007.
7. Friesen E., Ekman P. Facial action coding system: a technique for the measurement of facial movement. *Psychology*. 1978.
8. Bartlett M. S., Hager J. C., Ekman P., Sejnowski T. J. Measuring facial expressions by computer image analysis. *Psychophysiology*. 1999;36(2):253-263. DOI: 10.1017/s0048577299971664
9. Saha C., Ahmed W., Mitra S., Mazumdar D., Mitra S. Facial Expressions: A Cross-Cultural Study. *InEmotion Recognition*. 2015:69-87. DOI: 10.1002/9781118910566.ch3
10. Tarnowski P., Kołodziej M., Majkowski A., Rak R. J. Emotion recognition using facial expressions. *Procedia Computer Science*. 2017;108:1175-1184. DOI:10.1016/j.procs.2017.05.025
11. Bobe A. S., Konyshv D. V., Vorotnikov S. A. Emotion recognition system based on the facial motor units' analysis. *Engineering Journal: Science and Innovations*. 2016;9(57). Available at: <http://engjournal.ru/catalog/mesc/rmrs/1530.html> DOI: 10.18698/2308-6033-2016-09-1530 (Accessed 20.04.2021)
12. Golzadeh H., Faria D. R., Manso L. J., Ekárt A., Buckingham C. D. Emotion recognition using spatiotemporal features from facial expression landmarks. *2018 International Conference on Intelligent Systems (IS)*. 2018:789-794 DOI: 10.1109/IS.2018.8710573
13. Munasinghe M. I. Facial expression recognition using facial landmarks and random forest classifier. *2018 IEEE/ACIS 17th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*. 2018:423-427. DOI: 10.1109/ICIS.2018.8466510
14. Fama K. Automatic Analysis of Facial Action. 2018.
15. Lucey P., Cohn J. F., Kanade T., Saragih J., Ambadar Z., Matthews I. The extended cohn-kanade dataset (ck+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression. *2010 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition-workshops*. 2010:94-101. DOI: 10.1109/CVPRW.2010.5543262

16. Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization. *Graphics gems*. 1994:474-485. DOI: 10.1016/B978-0-12-336156-1.50061-6
17. Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition*. 2001;1:I-I. DOI: 10.1109/CVPR.2001.990517
18. Kazemi V., Sullivan J. One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition 2014*. 2014:1867-1874. DOI: 10.13140/2.1.1212.2243
19. Çeliktutan O., Ulukaya S., Sankur B. A comparative study of face landmarking techniques. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*. 2013;2013(1):1-27. DOI: 10.1186/1687-5281-2013-13
20. Rohith R. S., Pratiba D., Ramakanth P. K. Facial Expression Recognition using Facial Landmarks: A Novel Approach. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*. 2020;5(5):24-28. DOI: 10.25046/aj050504
21. Schmidt B. H. Artificial Immune Systems: Applications, Multi-Class Classification, Optimizations, and Analysis. 2017.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Нуриахметов Артур Ильшатович, Nuriakhmetov Artur Ishatovich, master's student, Department of Computational Mathematics and Cybernetics, Ufa State Aviation Technical University, Ufa, Russian Federation.
e-mail: nu7530@mail.ru
ORCID: [0000-0002-0292-9388](https://orcid.org/0000-0002-0292-9388)

Богданова Диана Радиковна, Bogdanova Diana Radikovna, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department Computational Mathematics and Cybernetics, Ufa State Aviation Technical University, Ufa, Russian Federation.
e-mail: dianochka7bog@mail.ru

Статья поступила в редакцию 06.07.2021; одобрена после рецензирования 14.09.2021; принята к публикации 23.09.2021.

The article was submitted 06.07.2021; approved after reviewing 14.09.2021; accepted for publication 23.09.2021.