

Разработка программного обеспечения на основе сверточной нейронной сети для исследования влияния цвета на психоэмоциональное состояние человека

Е.Е. Истратова

Аннотация — В статье представлены результаты разработки и тестирования программно-аппаратного комплекса на основе технологии компьютерного зрения для исследования влияния цвета на психоэмоциональное состояние человека. В ходе выполнения работы был предложен алгоритм для распознавания эмоций, позволяющий в режиме реального времени оперативно и с достаточной точностью осуществлять классификацию эмоций, представленных на изображении. Также была предложена и протестирована методика определения влияния цвета на психоэмоциональное состояние человека. Сверточная нейронная сеть была обучена на наборе данных FER-2013, содержащем 35887 помеченных изображений лиц в оттенках серого. При помощи алгоритма могут быть выделены такие эмоции, как: радость, грусть, гнев, спокойствие. Результаты, полученные на основе применения сверточной нейронной сети, были сопоставлены с результатами экспертной оценки и субъективной оценки участников исследования. Различия в точности распознавания эмоций составили менее 2%. Разработанное программное решение может быть использовано не только для исследования влияния цвета на психоэмоциональное состояние человека, но и для работы с данным состоянием путем его стабилизации или корректировки.

Ключевые слова — сверточная нейронная сеть, распознавание эмоций, цвет, психоэмоциональное состояние, программно-аппаратный комплекс.

I. ВВЕДЕНИЕ

Люди используют выражение лица как инструмент, чтобы показать эмоциональное состояние. Именно поэтому распознавание эмоций в сфере компьютерного зрения занимает важное место. Однако, несмотря на то, что данную технологию изучают давно, и в последние десятилетия ее развитие достигло значительного прогресса, до сих пор остается нерешенной проблема распознавания эмоций с высокой точностью из-за разрозненности выражений лица человека. Для преодоления данной проблемы в литературном источнике [1] предлагается применение нового классификатора регрессионной активации нейронной сети глубокого обучения. Предлагаемый метод состоит из этапов, включающих предварительную обработку, выделение точек лица, сегментацию, выбор признаков и

классификацию. Модифицированный алгоритм оптимизации Monarch Butterfly (MMBO) был использован для классификации эмоций на каждом конкретном входном изображении.

В статье [2] предлагается усовершенствованный подход к глубокому обучению с использованием сверточной нейронной сети для прогнозирования эмоций путем анализа выражений лица, содержащихся в изображении. Предложенная модель состоит из одной сверточной нейронной сети для анализа основной эмоции изображения, например, счастья или грусти, и второй сверточной нейронной сети для прогнозирования вторичной эмоции изображения. Предложенная модель была обучена на наборах данных FER-2013 и JAFFE, результаты подтверждают способность прогнозировать эмоции по выражениям лица.

Помимо этого, для распознавания эмоций с 2D-изображений в литературных источниках предлагается применять подход, основанный на объединении метода классификации эмоций с использованием сети глубокого обучения и методов трансфертного обучения, под которыми понимался прогностический подход, повторно использующий модель, обученную на связанных прогностических задачах. Цель работы в исследовании [3] состояла в том, чтобы классифицировать восприятие эмоций с изображений на основе визуальных признаков. Увеличение и сегментация изображения были выполнены для создания мощного классификатора, а производительность глубокой сверточной нейронной сети была улучшена за счет эффективного переноса методов обучения в крупномасштабный набор данных Image-Emotion. Эксперименты, проведенные с этим набором данных, подтвердили эффективность данного метода.

Авторами [4] был предложен метод, суть которого заключается в классификации эмоций по изображениям лица и эффективном определении возраста и пола по выражению лица. Экспериментальные результаты показали, что предложенная модель достигла точности 95,65% для распознавания эмоций, 98,5% для распознавания возраста и 99,14% для распознавания пола.

В статье [5] рассмотрен алгоритм на основе сверточной нейронной сети для обнаружения лиц на крупномасштабных изображениях, анализа ориентиров

Истратова Евгения Евгеньевна, Новосибирский государственный технический университет, Россия (e-mail: istratova@mail.ru).

на них и для прогнозирования выражений для последующего распознавания эмоций. Предложенный алгоритм был обучен и оценен на наборе данных FER-2013. Результаты показали достаточно высокую производительность при средней точности распознавания эмоций около 95%.

Еще одной иллюстрацией данного подхода является метод, предложенный авторами в исследовании [6]. В рамках реализации работы были использованы предварительно обученные сети Resnet50, vgg19, Inception V3 и Mobile Net. Полносвязные слои предобученных ConvNet были удалены, вместо них были добавлены разработанные авторами полносвязные слои, подходящие по количеству инструкций. Эксперимент проводился с использованием базы данных CK+ и достиг средней точности 96% для задач обнаружения эмоций.

Еще одним примером применения технологии сверточных нейронных сетей к задаче распознавания эмоций является разработанная авторами [7] мультимодальная модель, в которой сигналы электроэнцефалограммы комбинируются с периферическим физиологическим сигналом и сигналом движения глаз. При этом многомерное синхронное преобразование используется для моделирования совместной колебательной структуры многоканальных сигналов, а затем соответствующие параметры признаков извлекаются и объединяются в векторы. Предлагаемый метод находит соответствующие низкоразмерные функции встраивания для заданных многомерных функций с помощью усовершенствованного метода многообразного обучения, который используется в модели глубокой сверточной нейронной сети для распознавания эмоций. В исследовании были проведены эксперименты с четырьмя категориями по измерениям возбуждения и валентности. Результаты показали, что предложенная модель обеспечивает среднюю точность 90,05% и 88,17% для наборов данных FER-2013 и MANNING-HCI, соответственно.

Таким образом, в исследованиях было предложено множество подходов к распознаванию эмоций, большинство из которых сосредоточено на визуальной, акустической или психофизиологической информации по отдельности. Хотя в более поздних исследованиях рассматривались мультимодальные подходы, отдельные модальности часто объединяются только путем простого слияния или напрямую объединяются с сетями глубокого обучения на уровне функций [8].

В исследовании [9] описан подход, включающий в себя мультимодальную сеть глубокого обучения, которая оптимизирует и объединяет унифицированные психофизиологические данные, полученные из характеристик нескольких психофизиологических сигналов, бимодальную сеть глубокого обучения, которая фокусируется на репрезентативных визуальных особенностях среди характеристик видеопотока, и еще одну сеть, которая фокусируется на высоких мультимодальных функциях в унифицированных

функциях, полученных из двух модальностей. Проверка подхода была произведена на основе применения базы данных BioVid Emo DB, точность достигла значения, равного 80,89%. Результаты показали, что предложенный подход может решить проблемы избыточности и отсутствия ключевых функций, вызванные мультимодальным слиянием.

В исследовании [10] информация о распознавании эмоций используется для расчета индекса вовлеченности для прогнозирования двух состояний: «Включен» и «Отключен». В работе был проведен сравнительный анализ следующих моделей глубокого обучения: Inception-V3, VGG19 и ResNet-50 для обнаружения взаимодействия в режиме реального времени. При этом были использованы следующие тестовые наборы данных: FER-2013, CK+ и RAF-DB для оценки общей производительности и точности предлагаемой системы. Результаты показали, что предлагаемая система обеспечивает точность 89,11%, 90,14% и 92,32% для Inception-V3, VGG19 и ResNet-50, соответственно, на тестовых наборах данных и предложенном авторами наборе данных. Причем модель ResNet-50 превзошла все остальные с точностью 92,3% для классификации эмоций в сценариях обучения в режиме реального времени.

В статье [11] описан мультимодальный алгоритм распознавания эмоций, основанный на компенсации их элементов на фоне потоковой медиасвязи в пограничной сети. Результаты моделирования показали, что предложенный мультимодальный алгоритм распознавания эмоций может улучшить скорость распознавания на 3,5%, уменьшить среднее время отклика на 5,7% и сократить среднее количество итераций в единицу времени в 1,35 раза.

В литературном источнике [12] отмечен подход, учитывающий тот факт, что люди проявляют различные эмоции и могут выражать несколько эмоций одновременно. Исследователи могут распознавать две основные эмоции за раз. В рамках данного исследования рассматривалась концепция перехода смешанной эмоции в обобщенную нечеткую эмоцию, которая состоит из системы обработки и системы знаний. Система обработки извлекает параметры выражения лица, а система знаний использует нечеткий механизм, основанный на знаниях, полученный из знаний психолога для распознавания выражений лица.

Еще одним примером мультимодального подхода является исследование [13], в котором описана разработанная иерархическая модульная нейронная сеть для мультимодального распознавания эмоций. Данная модель позволяет имитировать модульную архитектуру иерархии, подобно тому, как она работает в человеческом мозге.

В литературном источнике [14] рассмотрен алгоритм распознавания эмоций лица, где для предварительной обработки входных изображений была применена методика фильтрации Adaptive Bilateral Filter Contourlet Transform (ABFCT), затем был использован детектор лица Chehra для его обнаружения на отфильтрованном

изображении. Лицевые ориентиры были извлечены из обнаруженного изображения лица с использованием каскадного дерева регрессии, а основные признаки — на основе идентифицированных лицевых меток. Проведенные экспериментальные исследования подтвердили эффективность данного метода.

В ряде литературных источников приведены отдельные методы и способы оптимизации изображений для дальнейшего распознавания на них эмоций человека. Так, в литературном источнике [15] предложен метод, основанный на объединении изображений, что позволяет сократить объем обучающей выборки. В статье [16] подробно описывается исследование с точки зрения психологии о том, как правильно проводить анализ эмоций лица человека, приведены данные, подтверждающие наличие различий в проявлении эмоций у мужчин и женщин. В литературном источнике [17] приведены результаты анализа эмоций из многоязычной речи, где распознавание проводилось на английском, словенском, испанском и французском языках из базы данных эмоциональной речи InterFace. В статье [18] была описана ситуация с распознаванием эмоций лица человека другим человеком в диадической обстановке лицом к лицу.

Таким образом, в результате исследования алгоритмов и методов для распознавания эмоций был выполнен анализ эффективности рассмотренных моделей относительно применяемых наборов данных и итогового показателя — точности распознавания. Согласно полученным результатам, наиболее популярным набором данных для распознавания эмоций является FER-2013, а наиболее эффективной моделью — сверточная нейронная сеть.

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В качестве объекта исследования в рамках выполнения работы было рассмотрено психоэмоциональное состояние человека, под которым понимается особая форма его психических состояний с преобладанием эмоционального реагирования.

Помимо распознавания эмоций, еще одним важным направлением в психологии является работа с психоэмоциональным состоянием человека посредством воздействия на него при помощи определенных цветов. В данном направлении было проведено множество исследований, в результате которых были выявлены цвета, оказывающие как сильное, так и нейтральное воздействие на психоэмоциональное состояние человека. Данные психофизиологических и психологических исследований сейчас широко используются во всех сферах человеческой деятельности, начиная с самодиагностики, коррекции собственного поведения, анализа семейных конфликтов и причин, затрудняющих устройство личной жизни, заканчивая тестированием при приеме на работу, контролем динамики волевой и эмоциональной сферы спортсменов в процессе тренировок и во время соревнований; отбором кандидатов в

психотерапевтические группы, для более адекватного подбора психотерапевтических воздействий; проведения судебно-психологических экспертиз; анализа внутреннего состояния трудновоспитуемых подростков и (не)совершеннолетних преступников с целью направленной глубинной коррекции их поведения, исследования психического состояния при различных заболеваниях и их лечением [19]. Исходя из этого, использование влияния цвета актуально в работе медиков, художников, психологов, строителей, рекламщиков, ученых и политиков. Психологическое воздействие цвета является важным знанием при работе дизайнеров и оформителей с цветовым и световым оформлением помещений различного назначения; в работе педагогов при диагностировании учащихся и т.п. Однако проблема влияния цвета на личность, ее психику и деятельность остается до сих пор малоизученной, что главным образом обуславливает ее актуальность [20,21].

Задачу распознавания эмоций человека по изображению можно сформулировать как необходимость определения метки класса эмоции испытуемого с заранее заданным числом классов эмоций. Исходя из этого, предполагается, что эмоция человека на входе только одна. Метод решения задачи основан на анализе ключевых точек лица и определении их геометрических признаков. Таким образом, цель работы заключалась в проектировании программного обеспечения для исследования влияния цвета на психоэмоциональное состояние человека в режиме реального времени.

В рамках выполнения работы были выделены несколько базовых эмоций и цветов, оказывающих на них влияние. Это объясняется тем, что основными целями анализа являются выделение преобладающей эмоции и определение цвета, необходимого для ее стабилизации или корректировки.

Согласно Полу Экману, люди всех культур испытывают и могут распознавать в других людях следующие шесть базовых эмоций: радость, гнев, отвращение, страх, горе (грусть) и удивление [22]. В качестве ключевых исследуемых эмоций в работе были выделены следующие: радость; грусть; гнев; спокойствие. Данные эмоции можно охарактеризовать с помощью двух характеристик: силы (слабые и сильные) и настроения (негативные и положительные). На рис. 1 исследуемые эмоции были изображены в виде графика, в соответствии с указанными характеристиками.



Рисун
ок 1 –
Харак
терис
тика
иссле
дуем
ых
эмоц
ий

При анализе лица человека наиболее заметны будут только ярко выраженные эмоции. В ситуации, когда человек испытывает несколько эмоций одновременно, цветовой индикатор будет показывать только ту эмоцию, которая преобладает, то есть доминирует по нескольким критериям. В ходе предварительного исследования были выявлены критерии, по которым будет анализироваться психоэмоциональное состояние человека, то есть будет идентифицирована преобладающая эмоция. Такими критериями являются положения уголков губ и бровей. Так, когда человек испытывает радость, его внутренние уголки бровей слегка приподняты, а внешние опущены. Уголки губ находятся чуть выше обычного состояния, показывающие улыбку. Для грусти ярко выраженными критериями являются опущенные уголки бровей, причем как внутренние, так и внешние, уголки губ направлены вниз. Для эмоции гнева характерны опущенные внутренние уголки и приподнятые внешние уголки бровей, а также уголки губ, направленные вверх. Для спокойного эмоционального состояния характерно расслабленное положение всех частей лица. Именно это состояние соответствует базовому, относительно которого измеряются все критерии.

В результате анализа современных психологических методик по определению влияния цвета на эмоции человека было установлено, что наиболее активное действие на его психоэмоциональное состояние оказывают красный, синий, зеленый и желтый цвета.

Кроме определения базовых цветов и эмоций, в ходе работы было выполнено исследование по воздействию их друг на друга. В результате были определены три способа влияния на психоэмоциональное состояние человека: усиление, корректировка и стабилизация. При разработке программного обеспечения данные способы влияния будут являться режимами работы. В табл. 1 приведены результаты влияния цвета на эмоции человека.

Таблица 1. Способы влияния цвета на психоэмоциональное состояние человека

Цвета	Эмоции			
	Радость	Грусть	Гнев	Спокойствие
Красный	усиление	корректировка	усиление	стабилизация
Синий	корректировка	усиление	корректировка	корректировка
Желтый	стабилизация	корректировка	стабилизация	стабилизация
Зеленый	стабилизация	стабилизация	корректировка	корректировка

III. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНО-АППАРАТНОГО КОМПЛЕКСА

Разработанное программное обеспечение предназначено для исследования влияния цвета на психоэмоциональное состояние человека. Под исследованием понимается определение исходного психоэмоционального состояния человека, а также формулирование и последующая проверка гипотез о влиянии цвета на данное состояние. В связи с этим, принцип работы программного решения заключается в

последовательном выполнении следующих этапов, его схема приведена на рис. 2:

1. Выбор режима работы программного обеспечения. Данный этап напрямую связан с определением одного из трех способов влияния на психоэмоциональное состояние человека, к которым относятся: усиление, корректировка и стабилизация.
2. Захват изображения для исследования. Для реализации данного этапа происходит подключение к видеокамере и запись изображения человека, для которого в дальнейшем будет осуществляться распознавание эмоции.
3. Распознавание эмоции человека. Реализация указанного этапа осуществляется в две стадии, первой из которых является обнаружение лица на захватываемом с камеры изображении; вторая стадия включает в себя непосредственную работу с изображением лица для определения наиболее вероятной и ярко выраженной на нем эмоции.
4. Включение подсветки. Цветовой спектр подсветки непосредственно связан с выбранным режимом работы и идентифицированной на лице человека эмоцией. На основе полученной на предыдущих этапах информации и в соответствии с составленной таблицей цветов осуществляется выбор цвета для светодиодной ленты.
5. Повторный захват изображения. Осуществляется для последующего выявления наличия или отсутствия изменений в психоэмоциональном состоянии человека.
6. Повторное распознавание эмоции человека. На основании полученных результатов распознавания можно сделать выводы о подтверждении или опровержении гипотез о влиянии цвета на психоэмоциональное состояние человека.
7. Формирование отчета. Заключительным этапом является вывод результатов исследования на основании проведенного сравнения исходной и



полученной эмоцией человека.

Рисунок 2 — Схема работы программного обеспечения

Таким образом, результатом работы программного обеспечения является итоговый отчет об исследовании влияния цвета на психоэмоциональное состояние человека. Данный отчет содержит следующую

информацию: дата проведения исследования; данные об обследованном; данные об исследователе; выявленное исходное психоэмоциональное состояние человека; способ влияния на психоэмоциональное состояние человека; время влияния подсветки на обследуемого; итоговое психоэмоциональное состояние человека; выводы и комментарии исследователя.

На основании анализа различных методов, моделей и алгоритмов для итоговой реализации программного обеспечения в рамках выполненной работы был разработан алгоритм для распознавания эмоций, отличающийся такими характеристиками, как: высокая точность обнаружения лиц на изображениях, возможность работы в режиме реального времени и низкие требования к вычислительным ресурсам оборудования.

Разработанный алгоритм включает следующие ключевые этапы: захват изображения; обнаружение лица на изображении; выравнивание лица; извлечение черт лица; распознавание эмоции; регистрация эмоции в отчете.

Первый этап, связанный с захватом изображения, осуществляется в режиме реального времени за счет трансляции изображения с видеокамеры и отправки его для распознавания.

Следующий этап необходим для проверки того, является ли кадр пустым, или на нем присутствует изображение лица человека. Реализация данного этапа напрямую связана с применением алгоритмов машинного обучения. В работе в качестве основных ориентиров для обнаружения лица были использованы такие его характеристики, как: глаза, нос и рот. Процесс обнаружения осуществлялся на основе определения позиции лица на изображении путем применения алгоритма Виолы-Джонса как основного инструмента и каскадов Хаара в качестве дополнительных фильтров.

Для корректной работы нейронной модели, отвечающей за распознавание эмоций, изображение, содержащее лицо, должно быть выровнено по размеру и иметь стандартное положение. Для решения данных задач на третьем этапе работы алгоритма выполняются такие действия, как кадрирование и поворот изображения. Для выделения контуров лица на изображении был применен алгоритм, основанный на использовании фильтра Собеля.

После выравнивания лица сверточная нейронная сеть извлекает его черты из изображения. В качестве подобных характеристик лица в работе были использованы следующие: расстояние между зрачками глаз, расстояние от нормали до уголков губ, расстояние от нормали до внешних уголков бровей. Это объясняется тем, что именно эти величины позволяют наиболее точно классифицировать эмоции. Предварительно, применяемая в исследовании, сверточная нейронная сеть была обучена на наборе данных FER-2013, содержащем 35887 помеченных изображений лиц в оттенках серого, где каждое изображение принадлежит к одному из определяемых классов эмоций. Ключевым этапом работы алгоритма

является распознавание эмоций, представляющее собой классификацию на основе ранее извлеченных признаков. В результате алгоритм может выделить такие эмоции, как: радость, грусть, гнев, спокойствие.

Заключительным этапом работы алгоритма является запись информации о распознанной эмоции в базу данных для дальнейшего исследования и анализа гипотез о влиянии цвета на психоэмоциональное состояние человека. Таким образом, в результате выполнения данного раздела был разработан алгоритм для распознавания эмоций, позволяющий в режиме реального времени оперативно и при этом с достаточной точностью осуществить классификацию эмоций, представленных на изображении.

Для реализации программного обеспечения была выбрана архитектура клиент-сервер. На стороне сервера реализуются функции по хранению данных, обеспечению информационной безопасности и разграничению прав доступа к информации со стороны пользователей системы. Также серверная часть ориентирована на обработку запросов, поступающих от клиентов, и отправку им ответов. В свою очередь, данный раздел программного обеспечения состоит из базы данных, предназначенной для их хранения, и сервера, который выступает ядром системы. Клиентская часть представляет собой программную площадку по предоставлению пользовательского графического интерфейса, на основе которой осуществляется формулировка запросов и их последующая отправка серверу, также на стороне клиента формируются запросы на добавление, обновление информации, удаление групп данных. В структуре клиентского приложения можно выделить четыре ключевых функциональных модуля, отвечающих за работу различных компонентов разрабатываемого программного обеспечения: модуль сбора данных; модуль распознавания эмоций; модуль управления подсветкой; модуль визуализации.

Работа первого модуля ориентирована на сбор поступающих через веб-камеру изображений, вводимых пользователем данных о клиенте (обследуемом) и выбор режима работы программного обеспечения. Все собранные данные через сервер направляются в базу данных для хранения и при необходимости могут быть использованы для работы других модулей и формирования итоговых отчетов.

Модуль распознавания эмоций через сервер обращается к базе данных для получения изображения для его последующей обработки. В данном случае под обработкой понимается выполнение следующих операций: обнаружение лица на изображении; выравнивание лица; извлечение черт лица; распознавание эмоции. В результате работы данного модуля в базу данных на хранение отправляется распознанная эмоция и сопутствующая ей дополнительная информация об изображении.

Работа модуля управления подсветкой

непосредственно связана с включением и выключением светодиодной ленты определенного цвета и с определенной продолжительностью. Данные параметры зависят от выбранного режима работы и идентифицированной на лице человека эмоции. Работа данного модуля инициируется на основе полученной от сервера информации.

Модуль визуализации позволяет в табличном и графическом виде представить результаты исследования (отчет) о влиянии цвета на психоэмоциональное состояние человека. Таким образом, благодаря выбранной клиент-серверной архитектуре, осуществляется эффективное и достаточно оперативное взаимодействие всех компонентов программного обеспечения.

Работа программного обеспечения не возможна без подключения аппаратных средств. В рамках исследования были выделены два основных аппаратных блока, связанных с функционированием видекамеры и светодиодной ленты.

В состав аппаратной схемы программного обеспечения для исследования влияния цвета на психоэмоциональное состояние человека входят следующие элементы: RGB-лента, два блока питания, усилитель, контроллер, маршрутизатор, компьютер и камера.

Для решения задачи по захвату изображений целесообразно применение IP-камеры, для подключения которой к системе планируется использовать маршрутизатор. Такой подход способствует равномерному распределению нагрузки в системе, а также обеспечит в будущем возможность ее масштабирования за счет подключения дополнительных видекамер и других необходимых устройств.

В работе было реализовано подключение камеры к серверу через маршрутизатор за счет применения технологии Wi-Fi. Данный вид подключения удобен в небольшом помещении, так как не требуется дополнительное проведение проводов, а между устройствами нет препятствий, мешающих передаче изображений. При этом все остальные устройства были соединены с маршрутизатором посредством витой пары. Применяемая камера имела поддержку PoE, поэтому установка дополнительного блока питания в схеме не была предусмотрена. Для доступа к системе на стороне камеры была выполнена предварительная настройка, включавшая в себя установку режима автоматического подключения к сети и настройку имени маршрутизатора и пароля доступа.

В основе подсветки в работе была использована многоцветная светодиодная лента (RGB), содержащая в своем составе три вида светодиодов: красный, зеленый и синий (Red, Green, Blue). Ее применение было обусловлено необходимостью как изменения цвета, так и яркости свечения подсветки. Длина выбранной ленты на светодиодах SMD 5050 составила 10 метров. Помимо светодиодной ленты, для организации подсветки были использованы такие дополнительные устройства, как:

блоки питания; контроллер с пультом управления; диммер, то есть усилитель яркости. На основании всех расчетов для корректной работы целесообразно использовать блок питания на 200 Вт марки ARPV-24200-A1.

Контроллер в структуре схемы необходим для управления светом, поэтому данное устройство целесообразно подключать непосредственно к светодиодной ленте. Контроллер, как и блок питания, подбирается в зависимости от потребляемой лентой мощности, к которой добавляют коэффициент запаса, равный 30%. Для работы контроллера его также необходимо подключать к блоку питания. По принципу управления был выбран контроллер марки RGBW мощностью 100 Вт с беспроводным управлением за счет применения технологии Wi-Fi, что позволяет контролировать подсветку как с пульта, так и с приложения на смартфоне.

С точки зрения резервирования и масштабирования модуля управления подсветкой целесообразно применение диммера для усиления и передачи сигнала между контроллером и светодиодной лентой. Кроме того, данное устройство при необходимости позволит увеличить длину контура освещения без потерь мощности. Мощность усилителя подбирается на основании длины остатка диодной ленты, на которую не хватает мощности контроллера. Так как мощность блока питания 180 Вт, то его не достаточно для питания RGB-ленты, контроллера и усилителя, следовательно, нужен еще один отдельный блок питания.

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ

Тестирование разработанного программно-аппаратного комплекса было выполнено на наборе данных FER-2013. При помощи предложенного алгоритма были выделены такие эмоции, как: гнев, радость, грусть и нейтральное состояние. Проведенный сравнительный анализ разработанного программного обеспечения с аналогами, информация о которых доступна в открытых источниках, показал, что готовая программа не уступает другим инструментам по точности распознавания эмоций человека. Результаты приведены в табл. 2.

Таблица 2. Результаты сравнения разработанного программного обеспечения с программами-аналогами

Ссылка на источник	Модель обучения	Набор данных	Точность, %
[1]	MMBO	СК+	88.85
	MMBO	FER-2013	87.27
[4]	CNN	FER-2013	95.65
[5]	CNN	FER-2013	95.00
[7]	CNN	FER-2013	90.05
	DCNN	MAHNOB-HCI	88.17
Разработанное ПО	CNN	FER-2013	91.94

Помимо проверки на стандартном наборе данных FER-2013, было выполнено дополнительное

исследование, в котором приняли участие 123 человек в возрасте от 18 до 42 лет включительно, из них количество женщин было равно 65, а число мужчин составило 58, что соответствует 52.8% и 47.2%, соответственно. Проверка работоспособности программного обеспечения включала два основных этапа, связанных с классификацией исходных эмоций и распознаванием эмоций после воздействия определенного цвета на испытуемых. Определение эмоций производилось экспертами и при помощи разработанного программно-аппаратного комплекса. В исследовании приняли участие три эксперта, оценивавшие психоэмоциональное состояние испытуемых до и после воздействия на них определенного цвета. Помимо этого, для определения субъективной оценки психоэмоционального состояния было проведено анкетирование участников эксперимента. В разработанной анкете им было предложено оценить преобладающие эмоции до и после проведения эксперимента. Результаты, полученные при помощи программного обеспечения и в процессе экспертной оценки, были сопоставлены с субъективной оценкой участников исследования. Матрицы перепутывания для результатов экспертной оценки и классификации эмоций при помощи программного обеспечения приведены в табл. 3 и 4.

Таблица 3. Матрица неточностей результатов распознавания эмоций при использовании программного обеспечения

	Гнев	Радость	Грусть	Спокойствие
Гнев	0.917	0.011	0.021	0.005
Радость	0.014	0.952	0.033	0.011
Грусть	0.012	0.005	0.888	0.024
Спокойствие	0.005	0.015	0.017	0.926

Таблица 4. Матрица неточностей результатов экспертной оценки психоэмоционального состояния участников исследования

	Гнев	Радость	Грусть	Спокойствие
Гнев	0.926	0.008	0.013	0.004
Радость	0.009	0.967	0.027	0.009
Грусть	0.011	0.003	0.925	0.021
Спокойствие	0.004	0.015	0.016	0.928

При проверке работоспособности программного обеспечения общая точность работы сверточной нейронной сети составила 92.08% при исследовании испытуемых и 91.94% при тестировании на наборе данных FER-2013. Причем в первом случае при сопоставлении с результатами экспертной оценки и субъективной оценки самих участников исследования отличие в точности составило 1.57%.

Для оценки влияния цвета на психоэмоциональное состояние испытуемых были исследованы три режима работы программного обеспечения: усиление, корректировка, стабилизация. В табл. 5 приведены

результаты применения данных режимов работы для каждой эмоции. Причем для каждого цвета в скобках приведены доли совпадений, подтверждающие заявленное действие режимов работы на психоэмоциональное состояние участников исследования.

Таблица 5. Влияние цвета на психоэмоциональное состояние человека

Режимы работы программного обеспечения	Эмоции			
	Гнев	Радость	Грусть	Спокойствие
Усиление	красный (93.7%)	красный (94.2%)	синий (90.8%)	—
Корректировка	синий (91.4%) зеленый (90.1%)	синий (93.6%)	красный (91.6%) желтый (90.7%)	синий (91.5%) зеленый (90.3%)
Стабилизация	желтый (88.7%)	желтый (89.2%) зеленый (88.4%)	зеленый (88.7%)	красный (92.4%) желтый (90.3%)

Исходя из данных табл. 5, наибольшее влияние на психоэмоциональное состояние человека оказывают красный и синий цвета, демонстрируя высокие доли совпадений при использовании во всех режимах работы. Менее активно на общий эмоциональный фон участников исследования влияли желтый и зеленый цвета. Таким образом, разработанная методика о влиянии цвета на психоэмоциональное состояние человека подтвердила свою эффективность. Об этом свидетельствует изменение доли совпадений объективной и субъективной оценок в пределах от 88% до 94%.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе проведения исследования был предложен алгоритм для распознавания эмоций и сформулирована методика по определению влияния цвета подсветки на психоэмоциональное состояние человека. На основе алгоритма был разработан и протестирован программно-аппаратный комплекс. Распознавание эмоций проводилось для двух групп изображений. В качестве первой группы был использован набор данных FER-2013, результаты были сопоставлены с данными из открытых источников, полученными на программах-аналогах. Вторая группа изображений была получена в ходе исследования 123 человек в возрасте от 18 до 42 лет, результаты были сопоставлены с данными экспертной оценки, а также с результатами субъективной оценки участников эксперимента. В ходе исследования было установлено, что разработанное программное обеспечение позволяет не только определять психоэмоциональное состояние в режиме реального времени, но еще и влиять на него за счет выбора соответствующего режима работы. Практическая значимость работы заключается в том, что программа может быть использована как для исследования влияния цвета на психоэмоциональное состояние человека, так и для работы с данным состоянием путем его стабилизации, усиления или корректировки.

БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Anjani Suputri Devi D., Satyanarayana Ch. An efficient facial emotion recognition system using novel deep learning neural network-regression activation classifier. *Multimed Tools Appl* 80, 17543–17568 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10547-2>.
- [2] Verma G., Verma H. Hybrid-Deep Learning Model for Emotion Recognition Using Facial Expressions. *Rev Socionetwork Strat* 14, 171–180 (2020). <https://doi.org/10.1007/s12626-020-00061-6>.
- [3] Tamil P.D., Divya U.J. Transfer learning techniques for emotion classification on visual features of images in the deep learning network. *Int J Speech Technol* 23, 361–372 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10772-020-09707-w>.
- [4] Khattak A., Asghar M.Z., Ali M. An efficient deep learning technique for facial emotion recognition. *Multimed Tools Appl* 81, 1649–1683 (2022). <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11298-w>.
- [5] Said Y., Barr M. Human emotion recognition based on facial expressions via deep learning on high-resolution images. *Multimed Tools Appl* 80, 25241–25253 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10918-9>.
- [6] Chowdary M.K., Nguyen T.N., Hemanth D.J. Deep learning-based facial emotion recognition for human–computer interaction applications. *Neural Comput & Applic* (2021). <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06012-8>.
- [7] Zhang Y., Cheng C., Zhang Y. Multimodal emotion recognition based on manifold learning and convolution neural network. *Multimed Tools Appl* 81, 33253–33268 (2022). <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13149-8>.
- [8] Li S., Deng W. Blended Emotion in-the-Wild: Multi-label Facial Expression Recognition Using Crowdsourced Annotations and Deep Locality Feature Learning. *Int J Comput Vis* 127, 884–906 (2019). <https://doi.org/10.1007/s11263-018-1131-1>.
- [9] Wang Z., Zhou X., Wang W. Emotion recognition using multimodal deep learning in multiple psychophysiological signals and video. *Int. J. Mach. Learn and Cyber.* 11, 923–934 (2020). <https://doi.org/10.1007/s13042-019-01056-8>.
- [10] Gupta S., Kumar P., Tekchandani R.K. Facial emotion recognition based real-time learner engagement detection system in online learning context using deep learning models. *Multimed Tools Appl* (2022). <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13558-9>.
- [11] Wang Y. Multimodal emotion recognition algorithm. *Pers Ubiquit Comput* 23, 383–392 (2019). <https://doi.org/10.1007/s00779-018-01195-9>.
- [12] Liliana D.Y., Basaruddin T., Widyanto M.R. Fuzzy emotion: a natural approach to automatic facial expression recognition from psychological perspective using fuzzy system. *Cogn Process* 20, 391–403 (2019). <https://doi.org/10.1007/s10339-019-00923-0>.
- [13] Li W., Chu M., Qiao J. Design of a hierarchical modular neural network and its application in multimodal emotion recognition. *Soft Comput* 23, 11817–11828 (2019). <https://doi.org/10.1007/s00500-018-03735-03>.
- [14] Eluri S. A novel Leaky Rectified Triangle Linear Unit based Deep Convolutional Neural Network for facial emotion recognition. *Multimed Tools Appl* (2022). <https://doi.org/10.1007/s11042-022-14186-z>.
- [15] Hernández-Luquin F., Escalante H.J. Multi-branch deep radial basis function networks for facial emotion recognition. *Neural Comput & Applic* (2021). <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06420-w>.
- [16] Toner H.L., Gates G.R. Emotional traits and recognition of facial expression of emotion. *Nonverbal Behav* 9, 48–66 (1985). <https://doi.org/10.1007/BF00987558>.
- [17] Hozjan V., Kačič Z. Context-Independent Multilingual Emotion Recognition from Speech Signals. *International Journal of Speech Technology* 6, 311–320 (2003). <https://doi.org/10.1023/A:1023426522496>.
- [18] Künecke J., Wilhelm O., Sommer W. Emotion Recognition in Nonverbal Face-to-Face Communication. *J Nonverbal Behav* 41, 221–238 (2017). <https://doi.org/10.1007/s10919-017-0255-2>.
- [19] Новикова Л.В. Влияние цвета и света на человека / Л.В. Новикова, И.Ю. Иванушкина // Биомедицинская инженерия и электроника. - 2022. - № 2 (2). - С. 11-13.
- [20] Галчинова Т.А. Влияние цвета на эмоциональное состояние человека / Т.А. Галчинова // Инновационная наука. - 2020. - № 5. - С. 172-175.
- [21] Волкова К.Э. Влияние цвета на эмоциональный фон и психологию человека / К.Э. Волкова, Ю.В. Бартенева // Коллекция гуманитарных исследований. - 2020. - № 1 (22). - С. 13-16.
- [22] Salido O.M., Rodríguez LF., Gutierrez-Garcia J.O. Towards emotion recognition from contextual information using machine learning // *Ambient Intell Human Comput* 11, 3187–3207 (2020). <https://doi.org/10.1007/s12652-019-01485-x>.

Истратова Евгения Евгеньевна. Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск, Россия. Кандидат технических наук, доцент кафедры автоматизированных систем управления. Количество печатных работ: 164. Область научных интересов: информационные технологии, информационные сети, системы компьютерного зрения. e-mail: istratova@mail.ru (ответственная за переписку).

Development of software based on a convolutional neural network for studying the influence of color on the psycho-emotional state of a person

E.E. Istratova

Abstract — The article presents the results of the development and testing of a hardware and software complex based on computer vision technology for studying the influence of color on the psycho-emotional state of a person. In the course of the work, an algorithm for recognizing emotions was proposed, which allows for real-time, promptly and with sufficient accuracy, classifying emotions presented in an image. A technique for determining the influence of color on the psycho-emotional state of a person was also proposed and tested. The convolutional neural network was trained on the FER-2013 dataset, containing 35887 labeled grayscale images of faces. The algorithm can highlight such emotions as joy, sadness, anger, calm. The results obtained using the convolutional neural network were compared with the results of expert assessment and subjective assessment of the study participants. The differences in the accuracy of emotion recognition were less than 2%. The developed software solution can be used not only to study the influence of color on a person's psycho-emotional state, but also to work with this state by stabilizing or correcting it.

Keywords — convolutional neural network, emotion recognition, color, psycho-emotional state, hardware and software system.

REFERENCES

- [1] Anjani Suputri Devi D., Satyanarayana Ch. An efficient facial emotion recognition system using novel deep learning neural network-regression activation classifier. *Multimed Tools Appl* 80, 17543–17568 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10547-2>.
- [2] Verma G., Verma H. Hybrid-Deep Learning Model for Emotion Recognition Using Facial Expressions. *Rev Socionetwork Strat* 14, 171–180 (2020). <https://doi.org/10.1007/s12626-020-00061-6>.
- [3] Tamil P.D., Divya U.J. Transfer learning techniques for emotion classification on visual features of images in the deep learning network. *Int J Speech Technol* 23, 361–372 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10772-020-09707-w>.
- [4] Khattak A., Asghar M.Z., Ali M. An efficient deep learning technique for facial emotion recognition. *Multimed Tools Appl* 81, 1649–1683 (2022). <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11298-w>.
- [5] Said Y., Barr M. Human emotion recognition based on facial expressions via deep learning on high-resolution images. *Multimed Tools Appl* 80, 25241–25253 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10918-9>.
- [6] Chowdary M.K., Nguyen T.N., Hemanth D.J. Deep learning-based facial emotion recognition for human-computer interaction applications. *Neural Comput & Applic* (2021). <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06012-8>.
- [7] Zhang Y., Cheng C., Zhang Y. Multimodal emotion recognition based on manifold learning and convolution neural network. *Multimed Tools Appl* 81, 33253–33268 (2022). <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13149-8>.
- [8] Li S., Deng W. Blended Emotion in-the-Wild: Multi-label Facial Expression Recognition Using Crowdsourced Annotations and Deep Locality Feature Learning. *Int J Comput Vis* 127, 884–906 (2019). <https://doi.org/10.1007/s11263-018-1131-1>.
- [9] Wang Z., Zhou X., Wang W. Emotion recognition using multimodal deep learning in multiple psychophysiological signals and video. *Int. J. Mach. Learn and Cyber.* 11, 923–934 (2020). <https://doi.org/10.1007/s13042-019-01056-8>.
- [10] Gupta S., Kumar P., Tekchandani R.K. Facial emotion recognition based real-time learner engagement detection system in online learning context using deep learning models. *Multimed Tools Appl* (2022). <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13558-9>.
- [11] Wang Y. Multimodal emotion recognition algorithm. *Pers Ubiquit Comput* 23, 383–392 (2019). <https://doi.org/10.1007/s00779-018-01195-9>.
- [12] Liliana D.Y., Basaruddin T., Widyanto M.R. Fuzzy emotion: a natural approach to automatic facial expression recognition from psychological perspective using fuzzy system. *Cogn Process* 20, 391–403 (2019). <https://doi.org/10.1007/s10339-019-00923-0>.
- [13] Li W., Chu M., Qiao J. Design of a hierarchical modular neural network and its application in multimodal emotion recognition. *Soft Comput* 23, 11817–11828 (2019). <https://doi.org/10.1007/s00500-018-03735-03>.
- [14] Eluri S. A novel Leaky Rectified Triangle Linear Unit based Deep Convolutional Neural Network for facial emotion recognition. *Multimed Tools Appl* (2022). <https://doi.org/10.1007/s11042-022-14186-z>.
- [15] Hernández-Luquin F., Escalante H.J. Multi-branch deep radial basis function networks for facial emotion recognition. *Neural Comput & Applic* (2021). <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06420-w>.
- [16] Toner H.L., Gates G.R. Emotional traits and recognition of facial expression of emotion. *Nonverbal Behav* 9, 48–66 (1985). <https://doi.org/10.1007/BF00987558>.
- [17] Hozjan V., Kačič Z. Context-Independent Multilingual Emotion Recognition from Speech Signals. *International Journal of Speech Technology* 6, 311–320 (2003). <https://doi.org/10.1023/A:1023426522496>.
- [18] Künecke J., Wilhelm O., Sommer W. Emotion Recognition in Nonverbal Face-to-Face Communication. *J Nonverbal Behav* 41, 221–238 (2017). <https://doi.org/10.1007/s10919-017-0255-2>.
- [19] Novikova L.V. Vliyanie tsveta i sveta na cheloveka / L.V. Novikova, I.YU. Ivanushkina // *Biomeditsinskaya inzheneriya i ehlektronika.* - 2022. - № 2 (2). - S. 11-13.
- [20] Galchinova T.A. Vliyanie tsveta na ehmtsional'noe sostoyanie cheloveka / T.A. Galchinova // *Innovatsionnaya nauka.* - 2020. - № 5. - S. 172-175.
- [21] Volkova K.EH. Vliyanie tsveta na ehmtsional'nyi fon i psikhologiyu cheloveka / K.EH. Volkova, YU.V. Barteneva // *Kollektsiya gumanitarnykh issledovaniy.* - 2020. - № 1 (22). - S. 13-16.
- [22] Salido O.M., Rodríguez L.F., Gutierrez-Garcia J.O. Towards emotion recognition from contextual information using machine learning // *Ambient Intell Human Comput* 11, 3187–3207 (2020). <https://doi.org/10.1007/s12652-019-01485-x>.