

Архитектуры разрабатываемого мобильного приложения для выявления аномалий в поведении человека

А.В. Чумаков, В.В. Гилка, А.С. Кузнецова, Д.Ю. Ильковский

Волгоградский государственный технический университет, Волгоград, Российская Федерация

Аннотация: Общество всегда уделяло большое внимание проблеме поведения человека, которое не соответствует установленным социальным и общепринятым нормам. В последнее время интерес к проблеме отклонений в человеческом поведении значительно возрос. Сегодня изучение девиантного поведения является междисциплинарной проблемой, которая решается в рамках различных научных дисциплин. Распознавание аномалий в поведении человека является сложной и нераскрытой на данный момент научно-исследовательской проблемой. В процессе выявления поведенческих аномалий ведущую роль играет распознавание эмоций по различным признакам. С целью увеличения точности результатов имеет смысл выполнять комплексную оценку эмоций сразу по нескольким признакам, таким, как выражение лица, поза, вокальные признаки (интонация, скорость речи и т.д.). В статье приводятся существующие алгоритмы и методы распознавания эмоций. Приводится обоснование выбора инструментальных средств разработки программного продукта. Представлены функциональные требования к приложению в виде диаграммы вариантов использования в нотации UML 2.0. Показана архитектура Android-приложения для распознавания аномалий в поведении человека в виде диаграмм компонентов и классов концептуального уровня. Демонстрируются прототипы пользовательского интерфейса.

Ключевые слова: аномальное поведение, алгоритмы и методы распознавания эмоций, архитектура ПО, функциональные требования, интерфейс пользователя.

Введение

Технологии распознавания лиц, поз и эмоций с каждым днём всё больше входят в нашу повседневную жизнь. С развитием IT-технологий обрели широкую популярность мобильные приложения для замены лиц. Данные технологии встречаются, например, в мобильных приложениях, несущих в себе развлекательный характер, таких, как TikTok и Snapchat. Также очень эффективно применяются в таких серьёзных разработках, как системы видеонаблюдения и охраны.

Человеческое поведение достаточно сложно и многогранно, и чтобы определить в нем аномалии с достаточно высокой точностью, необходимо использовать весь арсенал существующих методов распознавания эмоций, а также прибегнуть к помощи нейросетевых технологий. Какое же поведение

считается аномальным? В настоящее время не существует чёткого определения понятию «аномальное поведение», но “распространёнными терминами, которые рассматривают как синонимы аномального поведения, являются: отклоняющееся, девиантное, делинквентное, диссоциальное, дезадаптивное” [1].

Девиантное (ненормальное, аномальное, отклоняющееся) поведение представляет собой систему поступков, противоречащую принятым в обществе нормам и проявляющуюся в качестве несбалансированности психических процессов, неадаптивности, нарушения процесса самоактуализации или уклонения от нравственного и эстетического контроля над своим поведением [2].

Исходя из определения выше, цель работы можно сформулировать следующим образом: необходимо разработать программную систему в виде Android-приложения для выявления аномалий в поведении человека. Научная новизна и особенность разрабатываемого приложения состоит в том, что оно, в отличие от существующих аналогов, которые определяют эмоции только по одному признаку, например, по выражению лица, позволит определять эмоции и аномальное поведение сразу по нескольким пантомимическим (позы, жесты, выражение лица) и вокальным признакам (интонация, скорость речи), что позволит существенно повысить точность выявления аномалий в поведении и предсказывать их. Однако создать качественное приложение не получится без прохождения всех обязательных этапов разработки. Согласно стандарту ISO/IEC 12207 [3], перед реализацией, тестированием и выпуском приложения необходимо создать и утвердить его будущую архитектуру. Для построения качественной архитектуры приложения необходимо сперва решить следующие вопросы:

1. провести аналитический обзор существующих алгоритмов и методов распознавания эмоций;
-

2. привести обоснование выбора платформы, под которую разрабатывается приложение, а также обосновать выбор инструментов разработки;

3. изложить собственно архитектуру разрабатываемого программного средства в виде соответствующих диаграмм.

Аналитический обзор методов и алгоритмов распознавания эмоций

В наши дни технологии для распознавания лиц, голоса, эмоций по лицу и позам получают всё большее распространение: программное обеспечение для распознавания лиц используется как в научно-исследовательских целях и сфере правоохранения, так и в области развлечений. Но какой бы ни была сфера применения этой технологии, в основе её реализации лежит тот или иной алгоритм и метод, позволяющий с некоторой точностью определить эмоции по выражению лица или другому признаку.

В работе [4] отмечено, что в настоящий момент существует большое число методов распознавания эмоций. Большинство из них направлены на извлечение эмоций из изображений лиц. Автор работы также выделяет следующие типовые этапы распознавания лица человека:

1) предварительная обработка изображения, которая состоит из нахождения области лица, обрезки и масштабирования найденной области, выравнивания лица и регулировки контрастности;

2) извлечение визуальных признаков;

3) классификация эмоций.

На каждом из перечисленных этапов используются алгоритмы и методы, функциональное назначение которых соответствует каждому отдельному этапу процесса распознавания. Более развернуто процесс распознавания эмоций можно описать следующим образом: распознавание эмоций начинается с этапа предварительной обработки изображений. Предобработка изображения позволяет справиться с такими проблемами, как

недостаток данных выражений лица, внутриклассовые различия и межклассовые сходства, небольшие изменения внешнего вида лица, изменения позы головы, освещенности, а также повысить точность систем распознавания выражений лица [4]. Этот этап состоит из ряда подпроцессов, которые могут выполняться опционально. Первым из этих подпроцессов является нахождение области лица. На этом этапе возможно применение одного из следующих алгоритмов и методов:

- метод Виолы-Джонса [5];
- Single shot multibox detector (SSD) [6];
- гистограмма направленных градиентов [7];
- Max margin object detection (MMOD) [8].

Цель данного этапа - определить местоположение и размеры области, содержащей лицо. Рассмотрим подробнее первые два метода из этой группы. Несмотря на свой возраст, метод Виолы-Джонса является эффективным методом для поиска объектов на изображениях и фрагментах видео и по сей день. Кроме того, он применим для поиска даже в режиме реального времени. Существует работа [9], в которой автор также проводит анализ этого метода. Он говорит о нём следующее: «этот детектор обладает крайне низкой вероятностью ложного обнаружения лица. Метод хорошо работает и обнаруживает черты лица даже при наблюдении объекта под небольшим углом, примерно до 30° . При угле наклона больше 30° вероятность обнаружения лица резко падает. Указанная особенность метода не позволяет в стандартной реализации детектировать лицо человека, повернутое под произвольным углом, что в значительной мере затрудняет или делает невозможным использование алгоритма в современных производственных системах с учетом их растущих потребностей». Очевидно, последнее высказывание надо считать недостатком, который может очень существенно

снизить точность выявления эмоций и, соответственно, ошибочно распознать аномальное поведение или вовсе не распознать.

Другим методом, который можно использовать вместо предыдущего для выполнения той же задачи, является Single shot multibox detector (SSD). Авторы статьи [6] указали, что метод SSD основан на свёрточной нейронной сети прямого распространения, которая создаёт набор ограничивающих рамок фиксированного размера и оценивает наличие экземпляров класса объектов в этих рамках, после чего следует шаг не максимального подавления для получения окончательных обнаружений. Первые слои нейронной сети основаны на стандартной архитектуре, используемой для высококачественной классификации изображений (усечённой перед любыми классификационными слоями), именуемой базовой сетью. Затем в сеть добавляется вспомогательная структура, чтобы производить обнаружения с использованием дополнительных особенностей.

Ключевая разница между двумя представленными методами состоит в том, что метод SSD позволяет определять объекты только на статичных изображениях с низким разрешением – всего лишь 300x300 пикселей. Метод Виолы-Джонса же применим как для изображений, так и для видеорядов независимо от их разрешения: благодаря алгоритму интегрального представления изображений вычисление требуемых признаков выполняется за линейное время, зависящее только от разрешения изображения.

Следующий подпроцесс - обрезка и масштабирование области (или областей), содержащей лицо, который нужен для приведения областей, найденных на предыдущем этапе, к одному разрешению. Этот этап выполняется строго после поиска области лица, поскольку использует выходные данные его методов. Для выполнения масштабирования изображений применимы такие методы, как:

- выборка Бесселя [10];

- распределение Гаусса [11].

Третий шаг предварительной обработки изображения - выравнивание лица. В этом помогут:

- масштабное инвариантное преобразование объектов [12];
- области интереса [13].

Масштабно-инвариантное преобразование характеристик (SIFT) — это алгоритм компьютерного зрения, используемый для обнаружения и описания локальных объектов на изображении, который ищет крайние точки в пространственном масштабе и извлекает их положения.

Описание и обнаружение локальных особенностей изображения могут помочь идентифицировать объекты. Функции SIFT основаны на некоторых точках локального появления, представляющих интерес для объекта, и не зависят от размера и поворота изображения. Допуск на свет, шум и небольшие изменения угла обзора также довольно высок. Основываясь на этих характеристиках, они очень важны и относительно просты для поиска. В большой базе данных объектов легко идентифицировать объекты с небольшим количеством ошибочных идентификаций. Частота обнаружения частичного затемнения объекта с использованием описаний признаков SIFT также достаточно высока: даже более 3 признаков объекта SIFT достаточно для расчета положения и ориентации. При текущей скорости аппаратного обеспечения компьютера и условиях базы данных небольших функций скорость распознавания может быть близка к работе в реальном времени. SIFT содержит большое количество информации, которая подходит для быстрого и точного сопоставления в больших базах данных.

Наконец, завершающий шаг предварительной обработки изображений, заключающийся в регулировке контрастности, выполняется с помощью методов, указанных ниже:

- выравнивание гистограммы [14];
-

- линейное контрастное растяжение [15].

Регулировка контрастности позволяет устранить дефекты изображения и повысить качество распознавания.

Предварительная обработка изображения завершена. Далее начинается собственно распознавание эмоций, которое происходит в рамках ещё одного большого процесса - извлечения визуальных признаков. Как можно понять, на этом этапе выполняется анализ изображений на наличие элементов, семантически важных для дальнейшей обработки. Все методы извлечения визуальных признаков классифицируются на три группы: хотя у них одно назначение, они сильно отличаются принципом работы.

Первая группа - методы на основе геометрических объектов. В эту группу входят такие методы, как:

- дескриптор Line edge map (LEM) [16];
- активная модель формы [17];
- активная модель внешнего вида [18];
- HOG [19];
- нечёткие функции принадлежности [20];
- дескриптор SIFT [20];
- курвлет-преобразование [21].

В группу методов на основе моделей внешнего вида входят:

- фильтр Габора [22];
- локальный бинарный шаблон [23];
- локальное фазовое квантование [234];
- локальный дескриптор Вебера [25];
- дискретное вейвлет-преобразование [26].

Последняя группа методов - методы на основе глобальных и локальных объектов. К методам этой группы можно отнести:

- метод главных компонент [27];
-

- линейный дискриминантный анализ [27];
- оптический поток [28].

Завершающий этап в распознавании лица человека - классификация эмоций. На этой стадии происходит разделение найденных ранее визуальных признаков по эмоциям. Методы классификации эмоций подразделяются на две группы, что показано на рис. 1.

Наиболее эффективные методы в представленном процессе будут использованы при разработке программного продукта. Сравнение же эффективности этих методов выходит за рамки данной статьи.

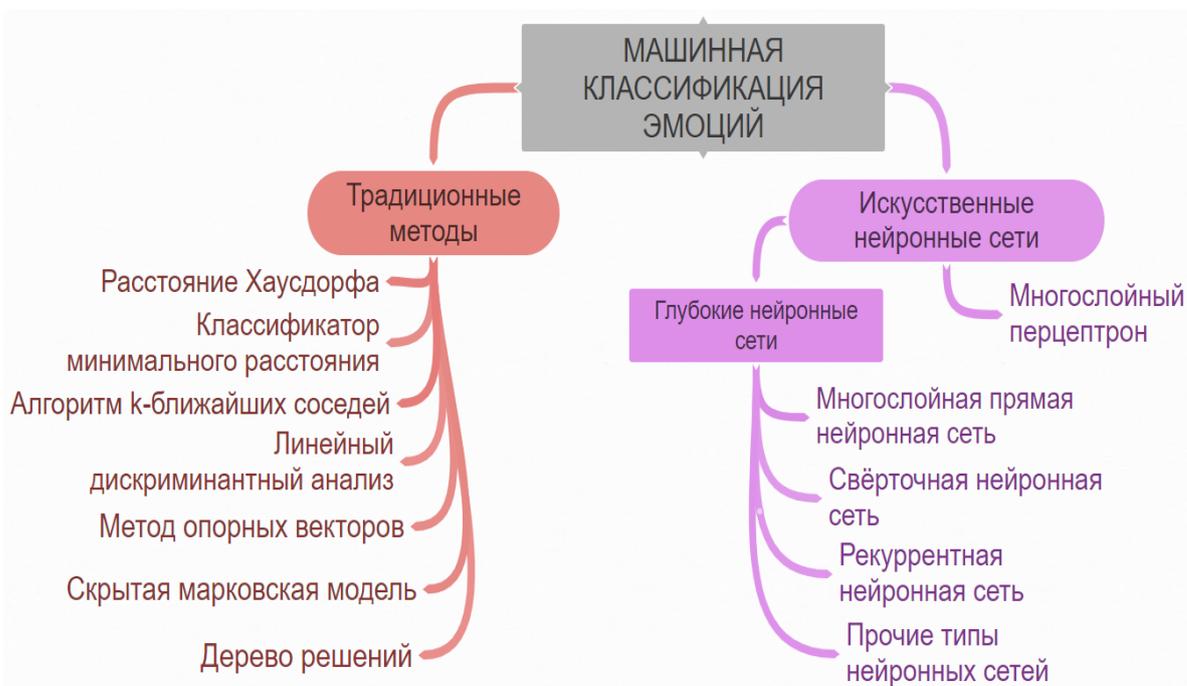


Рис.1. - Классификация методов классификации эмоций

Архитектура мобильного приложения

Для разработки программного продукта были выбраны следующие инструментальные средства, представленные в соответствии с рис. 2. Для разработки мобильного приложения нами используется IDE Android Studio.

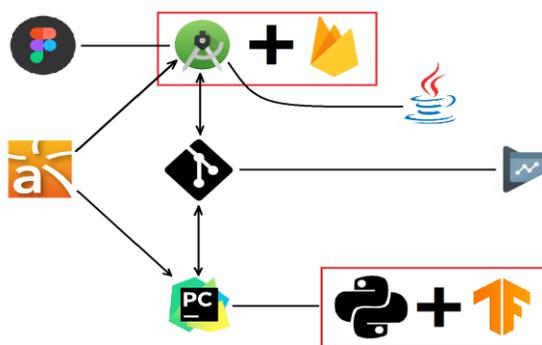


Рис.2. - Инструменты разработки.

Для разработки мобильного приложения нами используется IDE Android Studio. Наряду с другими инструментальными средствами, Android Studio уже включает в себя весь необходимый набор инструментов для разработки приложений для устройств на базе операционной системы Android. В качестве языка программирования был выбран язык высокого уровня Java, так как он предоставляет возможность применения объектно-ориентированного подхода к разработке и обладает кроссплатформенностью. В связке с Android Studio применяется Firebase, который предоставляет разработчикам широкий спектр инструментов, позволяющих реализовывать качественные приложения. Выбор Firebase обоснован тем, что его разработчиками, как и IDE Android Studio является Google, что предоставляет большие интеграционные возможности между платформами. Для написания нейросетей применяется IDE PyCharm Community и язык программирования Python 3.6 в связке с библиотекой TensorFlow, которая предназначена для разработки нейронных сетей на тензорах и позволяет упростить процесс их разработки. Прототипирование пользовательского интерфейса приложения произведено с помощью графического онлайн-редактора Figma, поскольку она предоставляет больше бесплатных возможностей для прототипирования по сравнению с другими аналогами. Среди них имеется возможность создавать полноценные интерактивные макеты, максимально приближенные к реальным интерфейсам приложений.

Функциональные требования к разрабатываемому программному продукту представлены в виде диаграммы вариантов использования в нотации UML 2.0 в соответствии с рис. 3. Согласно приведённой диаграмме, приложение для распознавания аномального поведения может использовать любой пользователь, владеющий смартфоном с операционной системой Android. Функционально приложение позволяет определять аномальное поведение в реальном времени по видеопотоку, но этот вариант использования обязательно включает в себя процесс определения эмоций.

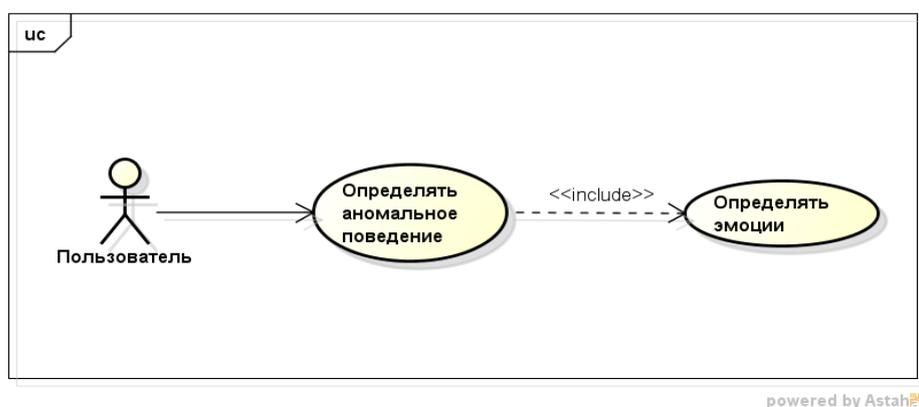


Рис. 3. - Диаграмма вариантов использования.

Внутренняя структура программного средства представлена двумя видами диаграмм. На рис. 4 представлена диаграмма классов концептуального уровня, описывающая устройство Android-приложения. Как видно на диаграмме ниже, его устройство достаточно просто: приложение включает в себя всего один экран, представленный в виде класса графического интерфейса RecognitionScreen. Он включает в себя программную реализацию элементов управления, находящихся на нём, а также вызывает скрипты нейронных сетей с помощью класса NeuralNetworkDispatcher. Для вызова нейронных сетей понадобится скриптовый движок Jython. Также, как было сказано ранее, для своей работы приложение использует API Firebase.

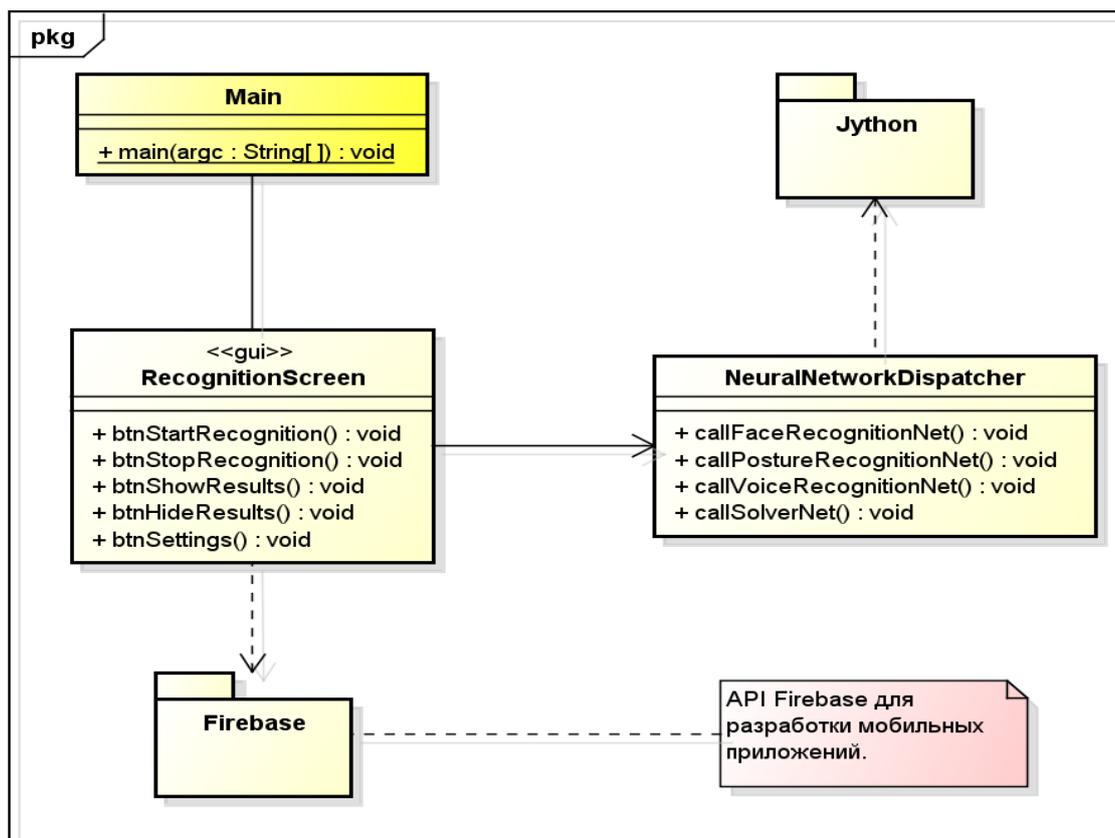


Рис. 4. - Диаграмма классов концептуального уровня.

На более высоком уровне структура приложения представлена в виде диаграммы компонентов, которая изображена на рис. 5. Согласно приведённой диаграмме, собственно приложение представляет собой отдельный модуль, и предоставляет в качестве интерфейсов другим компонентам программной системы физические устройства: микрофон и камеру. Остальные модули системы являются нейронными сетями, выполняющими каждая свою функцию. Для работы нейронные сети используют данные, собранные с микрофона и камеры смартфона и обрабатывают их. Последний модуль - модуль принятия решения - получает от предыдущих результаты комплексного анализа эмоций и принимает решение: аномальное поведение обнаружено или нет.

Далее приведены прототипы интерфейса приложения. Для удобства использования программного продукта был спроектирован максимально простой интерфейс пользователя, содержащий минимум элементов

управления. Простота интерфейса приложения для распознавания аномалий в поведении человека достигается за счёт почти полной автоматизации всех операций и вычислений. На рис. 6 представлены прототипы интерфейсов для Android-приложения, распознающего аномалии в поведении человека.

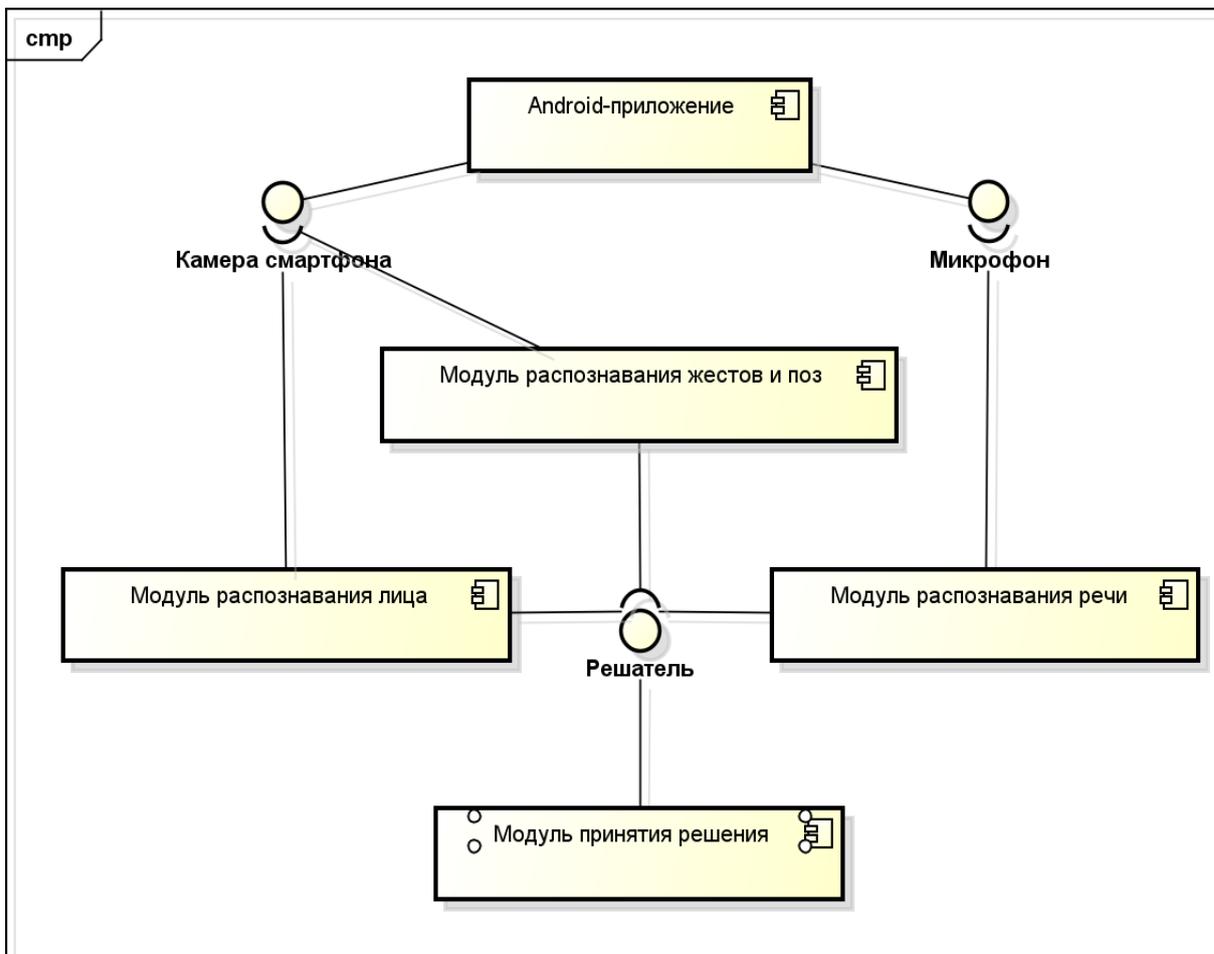


Рис. 5. - Диаграмма компонентов.

Всего представлено три экрана: стартовый экран (а), который пользователь видит при запуске приложения. Меню настроек (б) позволяет выбрать режимы распознавания эмоций, а также экран рабочего режима (в), на котором показываются результаты анализа эмоций прямо в процессе работы приложения. Пользователь по своему желанию может скрыть поле с результатами, нажав на соответствующую кнопку.



Рис. 6. - Прототипы интерфейсов приложения

Минималистичный интерфейс, подобный представленному выше, снижает порог вхождения для новых пользователей, а это, в свою очередь, позволяет как повысить скорость работы пользователя с приложением, так и привлечь большую аудиторию.

Заключение

В ходе данного исследования было проведён аналитический обзор алгоритмов и методов распознавания эмоций, определены функциональные требования к мобильному приложению, а также построена его структура в виде диаграмм классов и компонентов. Спроектированы прототипы пользовательских интерфейсов.

Литература

1. Виничук, Н.В., 2004. Психология аномального поведения. Владивосток: Дальневосточный университет: 192 с.
2. Коробанова Ж.В., Полевая М.В. Девиантное поведение личности: социальные и психологические особенности // Социально-гуманитарные знания. 2020. №1. С. 145-154.

3. ISO/IEC/IEEE 12207:2017 Systems and software engineering — Software life cycle processes // ISO URL: iso.org/standard/63712.html.

4. Рюмина А.А., Карпов А.А. Аналитический обзор методов распознавания эмоций по выражениям лица человека // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2020. №2. С. 163-176.

5. Paul V, Michael J. Robust Real-Time Face Detection // International Journal of Computer Vision. 2004. №57(2). PP. 137–154.

6. Wei L, Dragomir A, Dumitru E, Christian S, Scott R, , Cheng-Yang F, Alexander B. SSD: Single Shot MultiBox Detector // Lecture Notes in Computer Science. 2016. №1. PP. 21-37.

7. Deniz O., Bueno G., Salido J., De la Torre F. Face recognition using Histograms of Oriented Gradients // Pattern Recognition Letters. 2011. №32(12). PP. 21-37.

8. Max-Margin Object Detection // arxiv. URL: arxiv.org/pdf/1502.00046.pdf.

9. Буй Т. Т. Ч., Фан Н. Х., Спицын В. Г. Распознавание лиц на основе применения метода Виолы-Джонса, вейвлетспреобразования и метода главных компонент // Известия Томского политехнического университета. 2012. №5. PP. 54-59.

10. Ebenezer O., Yongzhao Z., Qi Rong M. A neural-AdaBoost based facial expression recognition system // Expert Systems with Applications. 2014. №41(7). PP. 3383-3390.

11. Пригарин, С. М. Статистическое моделирование многомерных гауссовских распределений. 1-е изд. М.: Издательство Юрайт, 2019. 83 с.

12. Lowe D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints // International Journal of Computer Vision. 2004. №60(2). PP. 91-110.

13. Hernandez-Matamoros A., Bonarini A., Escamilla-Hernandez E., Nakano-Miyatake M., Perez-Meana H. A Facial Expression Recognition with

Automatic Segmentation of Face Regions // Intelligent Software Methodologies, Tools and Techniques. 2015. PP. 529-540.

14. Wang X., Chen L. Contrast enhancement using feature-preserving bi-histogram equalization // Signal, Image and Video Processing. 2017. №12(4). PP. 529-540.

15. Aouache M., Adel O., Messaoud B., Elhocine B., Mustafa A. Towards nonuniform illumination face enhancement via adaptive contrast stretching // Multimed Tools Appl. 2017. №76. PP. 21961–21999.

16. Yongsheng G., Leung M. K. H. Face recognition using line edge map // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. №24(6). PP. 764–779.

17. Cootes T. F., Taylor C. J., Cooper D. H., Graham J. Active Shape Models-Their Training and Application // Computer Vision and Image Understanding. 1995. №61(1). PP. 38–59.

18. Cootes T. F., Edwards G. J., Taylor C. J. Active appearance models // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2001. №23(6). PP. 681–685.

19. Jumani S. Z., Ali F., Guriro S., Kandhro I. A., Khan A., Zaidi A. Facial Expression Recognition with Histogram of Oriented Gradients using CNN // Indian Journal of Science and Technology. 2019. №12(24). PP. 1–8.

20. Бобе А. С., Кобышев Д.В., Воронников С. А. Система распознавания базовых эмоций на основе анализа двигательных единиц лица // Инженерный журнал: наука и инновации. - 2016. - №9(57). С. 1-16.

21. Candes E., Demanet L., Donoho D., Ying L. Fast Discrete Curvelet Transforms // Multiscale Modeling & Simulation. 2006. №5(3). PP. 861–899.

22. Ahsan T., Jabid T., Chong U.-P. Facial Expression Recognition Using Local Transitional Pattern on Gabor Filtered Facial Images // IETE Technical Review. 2013. №30(1). PP. 47-52.

23. Shan C., Gong S., McOwan P. W. Facial expression recognition based on Local Binary Patterns: A comprehensive study // Image and Vision Computing. 2009. №27(6). PP. 803–816.
24. Fan J., Tie Y., Qi L. Facial Expression Recognition Based on Multiple Feature Fusion in Video // Proceedings of the 2018 International Conference on Computing and Pattern Recognition. 2018. PP. 86–92.
25. Li S., Gong D., Yuan Y. Face recognition using Weber local descriptors // Neurocomputing. 2018. №122. PP. 272–283.
26. Addison P.S. The illustrated wavelet transform handbook: Introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance. CRC Press. 2002. №10. 368 p.
27. Martinez A. M., Kak A. C. PCA versus LDA // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. №23(2). PP. 228–233.
28. Negahdaripour S. Revised definition of optical flow: integration of radiometric and geometric cues for dynamic scene analysis // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1998. №20(9). PP. 228–233.

References

1. Vinichuk, N.V., 2004. Psixologiya anomal'nogo povedeniya [Psychology of abnormal behavior]. Vladivostok. Far Eastern University: 192 pp.
 2. Korobanova Zh.V., Plevaya M.V. Social and humanitarian knowledge. 2020. №1. PP. 145-154.
 3. ISO/IEC/IEEE 12207:2017 Systems and software engineering — Software life cycle processes. URL: iso.org/standard/63712.html.
 4. Ryumina A.A, Karpov A.A. Analiticheskij obzor metodov raspoznavaniya e`mocij po vy`razheniyam licza cheloveka. 2020. №2. PP. 163-176.
 5. Paul V, Michael J. International Journal of Computer Vision. 2004. №57(2). PP. 137–154.
-

6. Wei L, Dragomir A, Dumitru E, Christian S, Scott R, , Cheng-Yang F, Alexander B. Lecture Notes in Computer Science. 2016. №1. С. 21-37.
 7. Deniz O., Bueno G., Salido J., De la Torre F. Pattern Recognition Letters. 2011. №32(12). С. 21-37.
 8. Max-Margin Object Detection URL: arxiv.org/pdf/1502.00046.pdf.
 9. Buj T. T. Ch., Fan N. X., Spicyn V. G. News of Tomsk Polytechnic University. 2012. №5. PP. 54-59.
 10. Ebenezer O., Yongzhao Z., Qi Rong M. Expert Systems with Applications. 2014. №41 (7). PP. 3383-3390.
 11. Prigarin, S. M. 1-e izd. M.: Statisticheskoe modelirovanie mnogomerny`x gaussovskix raspredelenij [Statistical modeling of multidimensional Gaussian distributions]. Yurayt Publishing House, 2019. 83 с.
 12. Lowe D.G. International Journal of Computer Vision. 2004. №60(2). PP. 91-110.
 13. Hernandez-Matamoros A., Bonarini A., Escamilla-Hernandez E., Nakano-Miyatake M., Perez-Meana H. Intelligent Software Methodologies, Tools and Techniques. 2015. PP. 529-540.
 14. Wang X., Chen L. Signal, Image and Video Processing. 2017. №12(4). PP. 529-540.
 15. Aouache M., Adel O., Messaoud B., Elhocine B., Mustafa A. Multimed Tools Appl. 2017. №76. PP. 21961–21999.
 16. Yongsheng G., Leung M. K. H. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. №24(6). PP. 764–779.
 17. Cootes T. F., Taylor C. J., Cooper D. H., Graham J. Computer Vision and Image Understanding. 1995. №61(1). PP. 38–59.
 18. Cootes T. F., Edwards G. J., Taylor C. J. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2001. №23(6). PP. 681–685.
-



19. Jumani S. Z., Ali F., Guriro S., Kandhro I. A., Khan A., Zaidi A. Indian Journal of Science and Technology. 2019. №12(24). PP. 1–8.
20. Bobe A. S., Kony`shev D.V., Vorotnikov S. A. Engineering Journal: Science and Innovation. 2016. №9(57). C. 7.
21. Candes E., Demanet L., Donoho D., Ying L. Multiscale Modeling & Simulation. 2006. №5(3). PP. 861–899.
22. Ahsan T., Jabid T., Chong U.-P. IETE Technical Review. 2013. №30(1). 47 PP.
23. Shan C., Gong S., McOwan P. W. Image and Vision Computing. 2009. №27(6). PP. 803–816.
24. Fan J., Tie Y., Qi L. Proceedings of the 2018 International Conference on Computing and Pattern Recognition. 2018. PP. 86–92.
25. Li S., Gong D., Yuan Y. Neurocomputing. 2018. №122. PP. 272–283.
26. Addison P.S. CRC Press. 2002. №10. 368 p.
27. Martinez A. M., Kak A. C. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. №23(2). PP. 228–233.
28. Negahdaripour S. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1998. №20(9). PP. 228–233.