

Научная статья
Статья в открытом доступе
УДК 004.8:159.9
doi: 10.30987/2658-4026-2026-1-78-87

Автоматизация оценки континуума экстраверсия-интроверсия на основе анализа на основе анализа ключевых точек лица mediapipe и knn-классификатора

Андрей Анатольевич Полозов¹, Анастасия Юрьевна Коваленко², Максим Сергеевич Романов³, Вячеслав Максимович Крылышкин⁴, Хао Менлин⁵

^{1,2,3,4,5}Уральский федеральный университет, Свердловская область, Екатеринбург, Россия

¹a.a.polozov@mail.ru; <http://orcid.org/0000-0003-1729-3340>

²kovalenko.nk-22@ya.ru; <http://orcid.org/0009-0009-4536-6157>

³maks_romanov_20016@list.ru; <http://orcid.org/0009-0004-4226-1708>

⁴skrylyshkin@gmail.com; <http://orcid.org/0009-0007-9842-3958>

⁵haomengling@foxmail.com; <http://orcid.org/0009-0002-5792-1575>

Аннотация.

В статье рассматривается задача автоматизированного определения дихотомии экстраверсия/интроверсия (Е/И) на основе анализа статических фотографий лица. Предложен и экспериментально исследован алгоритм, основанный на извлечении геометрических признаков лица с использованием фреймворка MediaPipe FaceMesh и последующей классификации с помощью алгоритма К-ближайших соседей (KNN). В качестве признаков использовались относительные расстояния между ключевыми анатомическими точками лица, что позволило минимизировать влияние масштаба изображения и условий съемки. Эмпирической базой исследования послужил авторский датасет, сформированный на основе фотографий респондентов с верифицированными результатами тестирования по методике MBTI. Проведена серия экспериментов с варьированием набора признаков, параметров классификатора и критериев отбора изображений. Показано, что качество и стандартизация фотографий (анфас, отсутствие экспрессии, макияжа и поворотов головы) оказывают критическое влияние на точность распознавания. Максимальная достигнутая точность классификации составила около 72% на отобранной выборке. Полученные результаты подтверждают наличие статистически значимой связи между морфологическими характеристиками лица и дихотомией Е/И.

Ключевые слова: экстраверсия, интроверсия, датасет, фото, mediapipe

Для цитирования: Полозов А.А., Романов М.С., Крылышкин В.М., Коваленко А.Ю., Менлин Х. Автоматизация оценки континуума экстраверсия-интроверсия на основе анализа на основе анализа ключевых точек лица mediapipe и knn-классификатора // Эргодизайн. 2026. №1 (31). С. 78-87. <http://dx.doi.org/10.30987/2658-4026-2026-1-78-87>.

Original article
Open access article

Introversion Continuum Assessment Based on Facial Landmark Analysis with MediaPipe and KNN Classifier

Andrey A. Polozov¹, Anastasiya Yu. Kovalenko², Maxim S. Romanov³, Vyacheslav M. Krylyshkin⁴, Hao Menlin⁵

^{1,2,3,4,5}Ural Federal University, Sverdlovsk Region, Yekaterinburg, Russia

¹a.a.polozov@mail.ru; <http://orcid.org/0000-0003-1729-3340>

²kovalenko.nk-22@ya.ru; <http://orcid.org/0009-0009-4536-6157>

³maks_romanov_20016@list.ru; <http://orcid.org/0009-0004-4226-1708>

⁴skrylyshkin@gmail.com; <http://orcid.org/0009-0007-9842-3958>

⁵haomengling@foxmail.com; <http://orcid.org/0009-0002-5792-1575>

Abstract.

The paper addresses the task of automated determination of the extroversion/introversion (E/I) dichotomy based on the analysis of static facial photographs; proposes and experimentally investigates an algorithm based on extracting facial geometric features using the MediaPipe FaceMesh framework and subsequent classification with the K-Nearest Neighbors (KNN) algorithm. The relative distances between key anatomical facial points are used as features, which minimize the influence of image scale and shooting conditions. The empirical basis of the study is an author's dataset formed based on respondents' photographs with verified test results using the MBTI methodology. The authors conduct a series of experiments with varying sets of features, classifier parameters, and image selection criteria. The work shows that the quality and standardization of photographs (frontal view, absence of facial expressions, makeup, and head turns) have a critical impact on recognition accuracy. The maximum classification accuracy achieved is approximately 72% on the selected sample. The results obtained confirm the statistically significant relationship between the morphological characteristics of the face and the E/I dichotomy.

Keywords: extroversion, introversion, dataset, photo, MediaPipe

For citation: Polozov A.A., Kovalenko A.Yu., Romanov M.S., Krylyshkin V.M., Menlin N. Introversion Continuum Assessment Based on Facial Landmark Analysis with MediaPipe and KNN Classifier. Ergodizayn [Ergodesign]. 2026;1(31):78-87. Doi: 10.30987/2658-4026-2026-1-78-87.

Введение

Типология Майерс-Бриггс (МВТИ) является скорее популярной, чем научной психологией. Она выделяет 16 различных типов личности, каждый из которых определяется сочетанием четырех дихотомий: экстраверсия/интроверсия (E/I), интуиция/сенсорика (N/S), мышление/чувство (T/F), суждение/восприятие (J/P). Базовым методом определения типа личности является анкетирование. «Данные свидетельствуют о том, что до 50% протестированных при повторном тестировании всего через 5 недель попадают в другую категорию личности. Исследования показали, что от 24% до 61% испытуемых получают другую классификацию при повторном тестировании, даже если интервал между тестами составляет всего пять недель» [6]. В статье Pittenger D. J. Осуществлён мета-анализ существующих исследований на тот момент (включая работы Carskadon, 1979; Howes & Carskadon, 1979), где Питтенгер подчеркивает низкую стабильность типов МВТИ со временем. Для более длинных интервалов (год и более) надежность падает еще сильнее, что подтверждается в последующих мета-анализах, таких как Carparo & Carparo (2002), где средние коэффициенты ретестовой надежности для шкал МВТИ варьируются от 0.57 до 0.82, но для полного типа (все 4 дихотомии) стабильность ниже 50% [2].

Термин «дихотомия» упрощает реальность, создавая впечатление двух четко разделенных групп, хотя в природе большинство черт распределены нормально. Он скрывает многомерность. Согласно концепции Big Five экстраверсия сама по себе состоит из субчерт (общительность, энергичность, уверенность и т. д.). Однако до полной консолидации мнений в этом аспекте еще очень далеко и в настоящей работе присутствует бинарная модель.

Значительный вклад в предсказание черт Big Five по статическим изображениям лиц внесли исследования с использованием сверточных нейронных сетей (CNN) [4]. На крупном датасете реальных фотографий (более 31 000 изображений) была продемонстрирована статистически значимая корреляция между визуальными признаками лица и личностными характеристиками. Средняя точность предсказания отдельных черт Big Five составила 57–62%, с корреляциями от 0.14 до 0.36. Экстраверсия предсказывалась лучше для женщин, чем для мужчин, а средний эффект размера составил 0.243.

Ряд работ сосредоточен на анализе динамических характеристик лица в видеоданных. Например, в исследовании использовался анализ лицевого поведения, включая мимику и движения, для определения черт Big Five [3]. Достигнутая точность составила 65–70%, что объясняется учетом поведенческих аспектов, недоступных при анализе одиночных изображений. Однако такие методы требуют видеозаписей и значительных вычислительных ресурсов. Более продвинутые модели, такие как PsyAttention с механизмами внимания, выявляют психологически значимые визуальные паттерны для классификации типов личности [9]. Для дихотомий типа E/I точность достигает 68–75% за счет сложных CNN-архитектур на больших выборках, но с низкой интерпретируемостью. Современные обзоры подчеркивают интеграцию мультимодальных данных (текст, изображения, видео) для предсказания черт [1]. Другие методы применяют сверточные нейронные сети (CNN) для предсказания черт личности по модели "Большой пятерки" (FFM) на основе анализа мимики лица с использованием системы кодирования

лицевых действий (FACS) [8]. Такие модели, как ResNet50, VGG16 и AlexNet, определяют характеристики личности, включая экстраверсию, анализируя комбинации базовых движений мышц лица (Action Units) в реальном времени. Это показывает, что экстраверсию и интроверсию (Е/І) можно выявлять без традиционных статических тестов. В целом, методы на основе визуальных признаков лица обеспечивают умеренную точность (60–72%) при высокой интерпретируемости и низких вычислительных затратах [4]. Глубокие нейросети повышают точность, но усложняют интерпретацию [9]. Мультимодальные подходы демонстрируют потенциал до 80–85% [1], подчеркивая перспективу комбинации визуальных и текстовых данных.

Материалы, модели, эксперименты, методы и методики. ВЦИОМ каждые 2 года делает мониторинг доли выпускников, не работающих по специальности после окончания Вуза. Как правило, цифры

получаются в интервале 58–63%. В 2014 году Полозов А.А. создал сайт для профессионального тестирования – profurfu.ru с двойным тестированием по дихотомиям и ММРІ. С согласия тестируемых мы собрали фотографии. Главное затруднение состояло в том, что только 15–25% студентов определяли свои параметры верно и при повторном тестировании уже своего мнения не меняли. В итоге фотографии прошедших двойное тестирование стали исходной точкой накопления датасета. Наша версия состояла в том, что помимо экстраверсии и интроверсии у человека много других свойств, разнообразие которых просто не позволяет повысить точность оценки Е/І. Нужно выделить внешние признаки сами по себе и по их совокупности давать оценку. Далее, в работе [10] мы задействовали пакет Lime, чтобы узнать, какие части лица влияют на итоговое решение нейросети больше всего. (Рис. 1, 2)

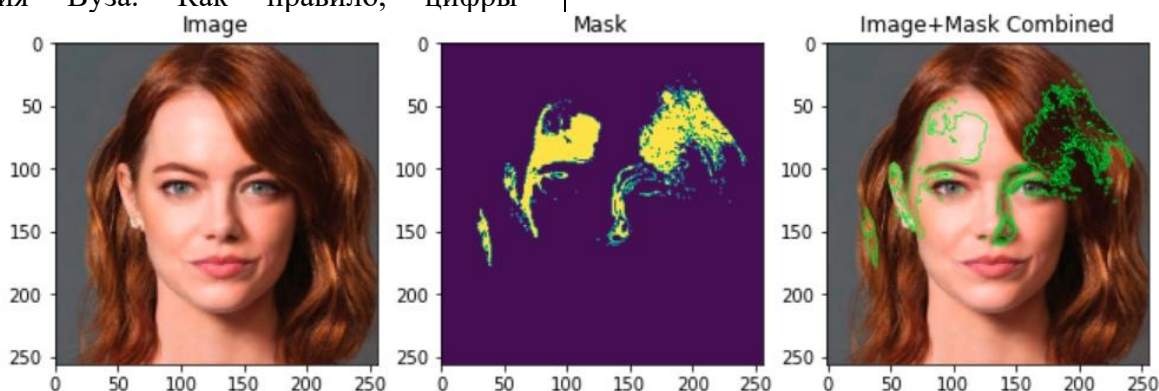


Рис. 1. Визуализация наиболее значимых для принятия решения областей
Fig. 1. Visualization of the most important decision-making areas

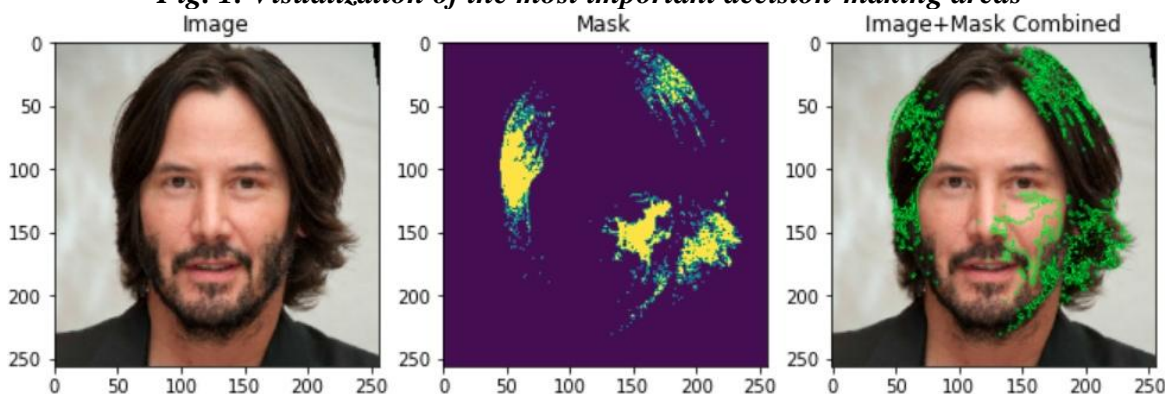


Рис. 2. Визуализация наиболее значимых для принятия решения областей
Fig. 2. Visualization of the most significant areas for decision-making

В процессе работы получили несколько признаков, которые нам следовало бы проверить. Сначала выделили небольшой датасет из 128 фотографий лиц с разными сочетаниями дихотомий и ММРІ. Там определяли признаки по доле фотографий где

мы их наблюдали. Для демонстрации примеров взяли фотографии из рекламы.

1. **Толщина верхней губы (рис.3).** У экстраверта она вдвое толще и примерно равна толщине нижней губы. В датасете из 128 фото этот признак наблюдали в 94% случаев.



Рис. 3. Толщина верхней губы у экстраверта (слева) и у интроверта (справа)

Fig. 3. Thickness of the upper lip in extroverts (left) and introverts (right)

2. **Ширина рта (рис.4).** У экстраверта рот примерно в 1,5 раза шире. 89% случаев



Рис 4. Ширина рта у интроверта (слева) и экстраверта (справа)

Fig. 4. The width of the mouth of an introvert (left) and an extrovert (right)

3. **Длина носа (рис. 5)** у экстраверта больше чем у интроверта примерно в 1,5 раза. 87% случаев

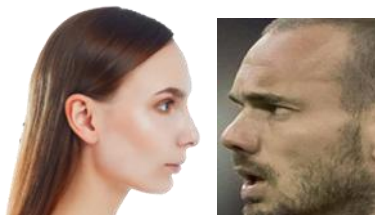


Рис. 5. Длина носа у интроверта (справа) и экстраверта (слева)

Fig. 5. The nose length of an introvert (right) and an extrovert (left)

4. **Ширина крыльев носа (рис. 6)** – у экстравертов примерно в 1,5 раза больше чем у интровертов. 82% случаев.

Далее нам предстояло найти соответствующие точки лица, их номера на MediaPipe.

Цель исследования заключается в разработке и обучении модели машинного обучения на основе анализа ключевых точек лица с использованием фреймворка MediaPipe и классификатора K-ближайших соседей (KNN), позволяющей определять принадлежность человека к экстравертам или интровертам по дихотомии Е/І на основе статических фотографий лица.



Рис. 6. Ширина крыльев носа у интроверта (справа) и экстраверта (слева)

Fig. 6. The width of the nose wings in introverts (right) and extroverts (left)

Для решения задачи определения экстраверсии/интроверсии по фото был реализован следующий алгоритм:

1. Определение координат ключевых точек лица с помощью фреймворка mediapipe (рис. 7);

2. Расчёт значений признаков экстраверсии/интроверсии по координатам найденных точек;

3. Обучение стандартного KNN-классификатора определению экстраверсии/интроверсии по значениям признаков.

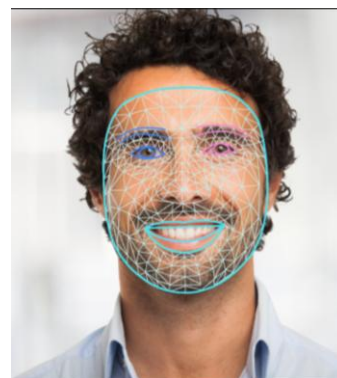


Рис. 7. Визуализация ключевых точек, определяемых MediaPipe FaceMesh. Точки находятся в узлах, изображенной на рисунке, сетки

Fig. 7. Visualization of key points determined by MediaPipe FaceMesh. The points are located at the nodes of the grid shown in the figure

MediaPipe — это кроссплатформенный фреймворк от **Google** для обработки мультимедийных данных (изображений, видео, аудио) с использованием машинного обучения. В данной работе был использован класс FaceMesh из mediapipe для python. FaceMesh предназначен для определения координат ключевых точек лица. Всего 478 точек, создающих “сетку”, покрывающую лицо человека и задающую расположение главных элементов лица (глаза, нос рот) (см. рисунок 1). Внутри алгоритма распознавания ключевых точек используются две сверточные нейронные сети (CNN). Первая для детекции

лица на изображении, вторая для уточнения координат ключевых точек (рис. 8).



Рис. 8. Ключевые точки для подсчёта признаков

Fig. 8. Key points for calculating signs

На изображении отмечены точки, расстояния между которыми используются в признаках:

- Отношение ширины рта(от точки 61 до точки 291) к расстоянию между зрачками (от точки 468 до точки 473)
- Отношение толщины верхней губы (от точки 0 до точки 13) к расстоянию между зрачками (от точки 468 до точки 473)
- Отношение длины носа (от точки 8 до точки 1) к расстоянию от середины переносицы до верхней губы (от точки 8 до точки 0)
- Отношение ширины переносицы (от точки 193 до точки 417) к расстоянию между крыльями носа (от точки 48 до точки 278)

Программный код на языке python с реализованным алгоритмом находится на <https://github.com/AnastasiaKovalenko22/PersonalityClassifier>

Требовалось, используя эти характеристики, обучить модель машинного обучения классифицировать фотографии, для которых эти признаки были выделены. Для этого был выбран алгоритм машинного обучения “к ближайших соседей” (K-Nearest Neighbors или KNN), используемый для решения задач классификации. Алгоритм основан на принципе “похожести”: объект классифицируется на основе к ближайших к нему объектов в обучающей выборке.

Алгоритм хранит всю обучающую выборку. При появлении нового объекта уаходит к ближайших соседей (по выбранной метрике расстояния) и для классификации: выбирает класс, наиболее часто встречающийся среди соседей.

Для достижения наибольшей точности алгоритму были заданы два параметра: метрика расстояния: евклидово расстояние и количество, рассматриваемых ближайших соседей: 7. Также для визуализации разбиения данных на классы использовался алгоритм PCA. PCA преобразует признаки в новый набор некоррелированных переменных (главных компонент), расположенных в порядке убывания их вклада в дисперсию данных.

Термины и обозначения:

- precision - доля правильно определенных экстравертов(интровертов) среди всех объектов определенных экстравертами(интровертами).
- recall - доля правильно определенных экстравертов(интровертов) среди всех экстравертов(интровертов) тестовой выборки.
- f1-score - среднее гармоническое precision и recall.
- accuracy - доля правильных ответов среди всех ответов.
- macro avg - среднее арифметическое precision, recall и f1-score по столбцам соответственно.
- weighted avg - взвешенное среднее precision, recall и f1-score по столбцам соответственно.
- PC1 - первая главная компонента, объясняющая % общей дисперсии (ось X).
- PC2 - вторая главная компонента, объясняющая % общей дисперсии (ось Y).
- Важность признака - это вероятность того, что у экстраверта и интроверта данный признак будет отличаться.
- За максимальную разницу в признаке у экстраверта и интроверта принимается наибольшая полученная разность в признаке среди всех признаков.
- Ошибки False Positive (интроверт определен как экстраверт)
- Ошибки False Negative (экстраверт определен как интроверт)

Экспериментальная часть.

Эксперимент 1: Используем все рассчитанные признаки: ширина лица, высота лица, ширина носа, расстояние между глазами, ширина рта, толщина верхней губы, отношение ширины лица к высоте лица,

ширина между зрачками относительно ширины лица, расстояние между крыльями носа относительно ширины лица, ширина рта относительно ширины лица, координаты всех используемых ключевых точек лица. Большое количество признаков, может помочь классификатору провести более детальный анализ черт лица и получить высокую точность распознавания. Классификатор предсказывает и тот и другой класс приблизительно на одном уровне качества. Изучив визуализацию разбиения на классы (см. Рисунок 3), можно заметить, что данные не имеют явно выделенных кластеров одного класса, поэтому вряд ли добиться высокой точности (порядка 80-90%). Однако

классификатору удалось преодолеть порог в 60 % и давать результат лучше, чем при случайном угадывании. По гистограмме важности признаков мы видим, что многие признаки имеют маленькую значимость для определения класса. Возможно, они дают лишнюю информацию, понижающую точность классификации. Поэтому в следующем эксперименте оставляем только признаки, выбранные по следующим критериям (рис. 9):

- выбираем признаки чей вес менее 0,2
- выбираем признаки, являющиеся абсолютными величинами, так как фотографии имеют разную размерность.

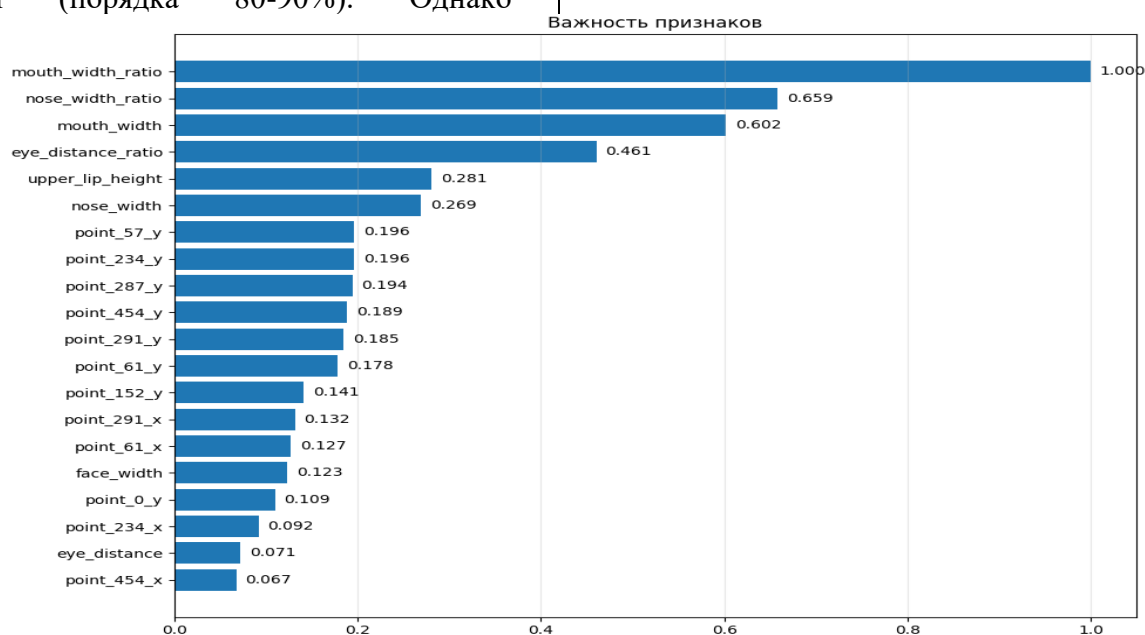


Рис. 9. Гистограмма важности признаков для эксперимента 1. По оси OY отложены признаки, по оси OX - их важность для классификации

Fig. 9. Histogram of the importance of features for experiment 1. The OY axis shows the signs, and the OX axis shows their importance for classification

Эксперимент 2: Использование известных признаков должно давать высокий результат. Важно использовать относительные значения признаков, так как абсолютные имеют сильную зависимость от размера изображения. Используем признаки: отношение ширины рта к расстоянию между зрачками, отношение толщины верхней губы к расстоянию между зрачками, отношение длины носа к расстоянию от середины переносицы до верхней губы.

Используемые признаки дают худший результат, чем ожидалось. Скорее всего, это связано с погрешностью при выделении признаков, которая возникает в связи с различиями в ракурсах на фотографиях, с присутствием у людей на фото выраженных эмоций, яркого макияжа, поворотов головы. Поэтому следующим шагом попробуем

провести более строгий отбор фотографий. Выбираем фото по следующим критериям:

- На фото лицо должно быть направлено строго в камеру (отсутствие поворота или наклона головы)
- Выражение лица должно быть естественным (отсутствие экспрессии)
- Не должно быть яркого макияжа, меняющего черты лица
- Борода, очки, головной убор, волосы не должны перекрывать, используемые для выделения признаков, точки на лице
- Разрешение фото не ниже, чем 256x256 пикселей

Эксперимент 3: подвергаем фотографии более тщательному отбору, отобрано 2000 фото.

По сравнению с предыдущим результатом точность выросла почти на 10%, гипотеза оказалось верной. Заметим, что все признаки

меньше 1, в следующем эксперименте попробуем использовать при вычислении признаков обратные отношения, которые будут больше 1, что позволит избежать вычислительных ошибок вблизи нуля, и тем самым повысить точность классификации. То есть, например, вместо признака: отношение ширины переносицы к расстоянию между крыльями носа, будем использовать отношение расстояния между крыльями носа к ширине переносицы (делить не меньшую величину на большую, а большую на меньшую).

Эксперимент 4: ранее все отношения в признаках были меньше 1, попробуем взять обратные отношения, которые будут больше 1. Отношения меньше 1 могут быть близкими к нулю, что в свою очередь может ухудшать точность математических вычислений в процессе обучения. Поэтому использование

обратных отношений может улучшить качество работы модели.

Гипотеза подтвердилась, точность повысилась до 70% верных ответов. Отметим, что мы еще не пробовали варьировать параметры алгоритма KNN количество, рассматриваемых ближайших соседей и используемую метрику расстояния. Прделаем это в следующем эксперименте.

Эксперимент 5: варьируем параметры KNN. Увеличение числа рассматриваемых классификатором ближайших точек позволит улучшить точность работы модели. Используемая метрика расстояний между соседями тоже может влиять на результат. К увеличению точности привело только увеличение параметра с 5 до 7. А метрикой расстояния дающей лучший результат классификации оказалась, используемая изначально евклидова метрика (рис. 10, 11).

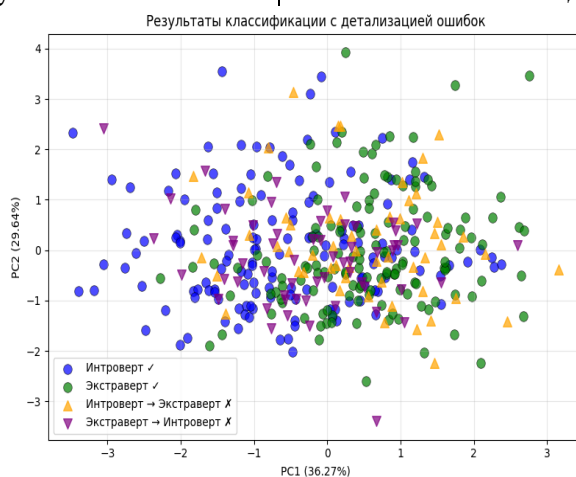


Рис. 10. Визуализация полученного разбиения на классы в пространстве главных компонент после анализа методом PCA для 5-го эксперимента
Fig. 10. Visualization of the resulting division into classes in the space of the main components after PCA analysis for the 5th experiment

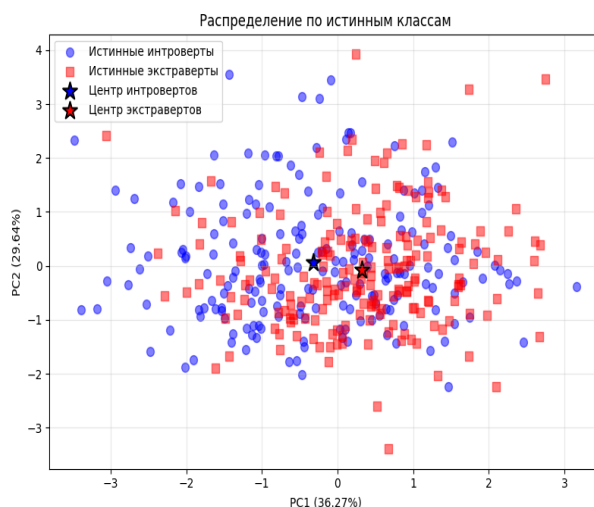


Рис. 11. Визуализация истинного разбиения датасета на классы в пространстве главных компонент после анализа методом PCA для 5-го эксперимента
Fig. 11. Visualization of the true division of the dataset into classes in the space of the main components after PCA analysis for the 5th experiment

Хотя и незначительно, но удалось увеличить точность на 0,02. В ходе эксперимента также рассматривались и другие значения параметров. Однако из всех рассмотренных значений наилучший результат показали значения:

- Количество, рассматриваемых ближайших соседей: 7
- Метрика расстояния: евклидово расстояние.

Эксперимент 6: попробуем в функции предсказания использовать 3 фотографии. В качестве признаков будем брать среднее арифметическое по каждому признаку. Использование для предсказания 3х фотографий вместо одной и усреднение признаков может компенсировать погрешность связанную с положением лица относительно камеры.

Достигнутая точность предсказаний (accuracy): 0.58

Таблица 1.

Table 1.

Итоговая таблица 6 экспериментов

The final table of 6 experiments

№ эксперимента	Интроверсия/экстраверсия	accuracy	Всего фото	Фото экстравертов	Precision	recall	macro avg	weighted avg	Доля правильных, %	Доля ошибок, %	Доля FP/FN от всех ошибок, %
1	I	0.6112	37195	18038	0,60	0,58	0,61	0,61	61,1	38,9	52,4
	E		37195	19157	0,62	0,64					47,6
2	I	0,5852	37195	18038	0,57	0,56	0,58	0,58	58,5	41,5	51,2
	E		37195	19157	0,60	0,61					48,8
3	I	0,675	2000	1000	0,67	0,69	0,68	0,68	67,5	32,5	48,5
	E		2000	1000	0,68	0,67					51,5
4	I	0,705	2000	1000	0,70	0,72	0,71	0,70	70,5	29,5	47,5
	E		2000	1000	0,71	0,69					52,5
5	I	0,7175	2000	1000	0,71	0,72	0,72	0,72	71,8	28,2	48,7
	E			1000	0,72	0,71					51,3
6		0,58	2000	1000							
				1000							

Таблица 2.

Важность признаков определения Е/І в 6 экспериментах

Table 2.

Importance of E/I detection features in 6 experiments

	1	2	3	4	5
mouth_width_ratio - отношение ширины рта к ширине лица	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
nose_width_ratio - отношение расстояния между крыльями носа к ширине лица	0,659	0,206	0,285	0,281	0,281
nose_height_ratio		0,506	0,374	0,369	0,369
mouth_width - ширина рта	0,602				
eye_distance_ratio - отношение расстояния между зрачками к ширине лица	0,461				
upper_lip_height - толщина верхней губы	0,281	0,378	0,466	0,447	0,447
nose_width - ширина носа	0,269				
face_width - ширина лица	0,123				
eye_distance - расстояние между зрачками	0,071				

Выводы

В ходе исследования была разработана и экспериментально проверена модель

автоматизированного определения дихотомии экстраверсия/интроверсия (Е/І) на основе анализа геометрических характеристик лица,

извлечённых с использованием фреймворка MediaPipe и классификатора К-ближайших соседей (KNN).

1. Показана принципиальная возможность определения дихотомии Е/І по статическим фотографиям лица без применения традиционных психологических опросников. Достигнутая максимальная точность классификации составила до 72%, что сопоставимо или превосходит результаты ряда ранее опубликованных работ в области визуального анализа личностных черт.

2. Ключевую роль играет качество и стандартизация входных изображений. Экспериментально подтверждено, что строгий отбор фотографий (анфас, отсутствие экспрессии, макияжа, поворотов головы и перекрытий лица) приводит к росту точности классификации почти на 10 процентных пунктов по сравнению с неотфильтрованным датасетом. Это указывает на высокую чувствительность геометрических признаков к искажениям, связанным с ракурсом и внешними факторами.

3. Установлено, что относительные геометрические признаки лица (отношения размеров отдельных элементов), обладают большей устойчивостью и информативностью по сравнению с абсолютными величинами. Наиболее значимыми оказались отношения, связанные с шириной рта, толщиной верхней губы, длиной носа, шириной переносицы и крыльев носа.

4. Показано, что использование обратных отношений признаков (значения > 1) позволяет повысить численную устойчивость вычислений и приводит к дополнительному росту точности классификации, что является важным методическим результатом для задач машинного обучения на малых признаковых пространствах.

5. Оптимальными параметрами классификатора KNN для данной задачи оказались количество ближайших соседей $k = 7$, евклидова метрика расстояния. Варьирование других параметров не дало статистически значимого улучшения качества.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Naz A., Khan H.U., Bukhari A., Alshemaimri B., Daud A., Ramzan M. Machine and deep learning for personality traits detection: a comprehensive survey and open research challenges. *Artificial Intelligence Review*. 2025;58:239. DOI 10.1007/s10462-025-11245-3.
2. Capraro R.M., Capraro M.M. Myers-Briggs Type Indicator Score Reliability Across: Studies a Meta-Analytic Reliability Generalization Study. *Educational and Psychological Measurement*. 2002;62(4):590–602. DOI 10.1177/0013164402062004004.
3. Cae L., Liu X. Identifying Big Five personality traits based on facial behavior analysis. *Frontiers in Public Health*. 2022; 10:1001828. DOI: 10.3389/fpubh.2022.1001828.
4. Kachur A., Osin E., Davydov D., Shutilov K., Novokshonov K. Assessing the Big Five personality traits using real-life static facial images. *Scientific Reports*. 2020;10(1):8487. DOI: 10.1038/s41598-020-65358-6.
5. Li J., Tian M., Fang H., Xu M., Li H., Liu J. Extraversion predicts individual differences in face recognition. *Communicative & Integrity Biology*. 2010;3(4):295–298. DOI 10.4161/cib.3.4.12093.
6. Pittenger D.J. The utility of the Myers-Briggs type indicator. *Review of Educational Research* 1993;63(4):467–488. DOI 10.3102/00346543063004467.
7. Salsabila G.D., Setiawan E.B. Semantic approach for Big Five personality prediction on Twitter. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*. 2024;5(4):1–10. DOI 10.29207/resti.v5i4.3197.
8. Joksimovic S., Ifenthaler D., Marrone R., De Laat M., Siemens G. Opportunities of artificial intelligence for supporting complex problem-solving: Findings from a scoping review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2023;4:100138. DOI 10.1016/j.caeai.2023.100138.
9. Zhang B., Huang Y., Cui F., Zhang H., Shang J. PsyAttention: Psychological attention model for personality

REFERENCES

1. Naz A., Khan H.U., Bukhari A., Alshemaimri B., Daud A., Ramzan M. Machine and Deep Learning for Personality Traits Detection: A Comprehensive Survey and Open Research Challenges. *Artificial Intelligence Review*. 2025;58:239. DOI 10.1007/s10462-025-11245-3.
2. Capraro R.M., Capraro M.M. Myers-Briggs Type Indicator Score Reliability Across: Studies a Meta-Analytic Reliability Generalization Study. *Educational and Psychological Measurement*. 2002;62(4):590–602. DOI 10.1177/0013164402062004004.
3. Cae L., Liu X. Identifying Big Five Personality Traits Based on Facial Behavior Analysis. *Frontiers in Public Health*. 2022;10:1001828. DOI 10.3389/fpubh.2022.1001828.
4. Kachur A., Osin E., Davydov D., Shutilov K., Novokshonov K. Assessing the Big Five Personality Traits Using Real-Life Static Facial Images. *Scientific Reports*. 2020;10(1):8487. DOI 10.1038/s41598-020-65358-6.
5. Li J., Tian M., Fang H., Xu M., Li H., Liu J. Extraversion Predicts Individual Differences in Face Recognition. *Communicative & Integrity Biology*. 2010;3(4):295–298. DOI 10.4161/cib.3.4.12093.
6. Pittenger D.J. The Utility of the Myers-Briggs Type Indicator. *Review of Educational Research* 1993;63(4):467–488. DOI 10.3102/00346543063004467.
7. Salsabila G.D., Setiawan E.B. Semantic Approach for Big Five Personality Prediction on Twitter. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*. 2024;5(4):1–10. DOI 10.29207/resti.v5i4.3197.
8. Joksimovic S., Ifenthaler D., Marrone R., De Laat M., Siemens G. Opportunities of Artificial Intelligence for Supporting Complex Problem-Solving: Findings from a Scoping Review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2023;4:100138. DOI 10.1016/j.caeai.2023.100138.
9. Zhang B., Huang Y., Cui F., Zhang H., Shang J. PsyAttention: Psychological Attention Model for Personality

detection from facial images. Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2023. 2023, p. 3398–3411. DOI 10.18653/v1/2023.findings-emnlp.222.

10. **Полозов А.А., Штарк М.П., Полозова К.А. и др.** Определение типа характера личности сверточной нейронной сетью на примере методики ММПИ // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. 2023. № 1(45). С. 149-163. DOI 10.21685/2227-8486-2023-1-10. EDN DEWGQQ.

11. **Полозов А.А.** Психологические портреты персонала спортивного клуба // Спортивный психолог. 2005. №3. С. 6-9.

Информация об авторах:

Полозов Андрей Анатольевич – д.п.н., доцент, профессор Уральского Федерального университета.

Коваленко Анастасия Юрьевна – студент Уральского Федерального университета

Романов Максим Сергеевич – студент Уральского Федерального университета

Крылышкин Вячеслав Максимович – студент Уральского Федерального университета

Менлин Хао – аспирант Уральского Федерального университета

Detection from Facial Images. In: Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2023; 2023. p. 3398-3411. DOI 10.18653/v1/2023.findings-emnlp.222.

10. **Polozov A.A., Shtark M.P., Polozova K.A., et al.** Determining of Person's Character Type by Convolutional Neural Network (Using the MMPI Methodology). Models, Systems, Networks in Economics, Technology, Nature and Society. 2023;1(45)149-163. DOI 10.21685/2227-8486-2023-1-10.

11. **Polozov A.A.** Psychological Portraits of a Sports Club Staff. Sports Psychologist. 2005;(3):6-9.

Information about the authors:

Polozov Andrey Anatolyevich – Doctor of Pedagogical Sciences, Associate Professor, Professor of Ural Federal University.

Kovalenko Anastasia Yuryevna – Student of Ural Federal University.

Romanov Maxim Sergeevich – Student of Ural Federal University.

Krylyshkin Vyacheslav Maksimovich – Student of Ural Federal University.

Menlin Hao – Postgraduate Student of Ural Federal University.

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 30.01.2026; одобрена после рецензирования 19.02.2026; принята к публикации 20.02.2026. Рецензент – Сергеев С.Ф., доктор психологических наук, профессор Санкт-Петербургского государственного университета, член редакционного совета журнала «Эргодизайн»

The paper was submitted for publication on the 30th of January 2026; approved after the peer review on the 19th of February 2026; accepted for publication on the 20th of February 2026. Reviewer – Sergeev S.F., Doctor of Psychology, Professor of Saint Petersburg State University, member of the editorial board of the journal “Ergodesign.”