

АЛГОРИТМ ОПРЕДЕЛЕНИЯ КРАТКОВРЕМЕННЫХ ИЗМЕНЕНИЙ МИМИКИ ЛИЦА И ЕГО ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ

студентка 4 курса, 5КБ группы Помоз А. В.

Научный руководитель - канд. техн. наук Садов В. С.

Белорусский государственный университет

Минск, Беларусь

Изучение мотивов поведения человека дает возможность лучше понимать других людей, легче с ними договариваться и выстраивать коммуникацию. Микровыражения могут выявлять подлинные чувства и помогать в обнаружении лжи. Потенциально они могут найти применение в клинической диагностике, национальной безопасности, юриспруденции и даже в маркетинге. Также можно использовать данное исследование при проведении собеседований или переговоров. Однако в области компьютерного зрения до сих пор проделано мало работы по анализу микровыражений, что дает возможность проведения исследований по этой теме.

Микровыражение — это мимолетное непроизвольное выражение лица, которое люди бессознательно демонстрируют, когда прячут эмоции. Даже тогда, когда человек пытается подавить эмоцию, или эмоция переживается неосознанно, все эти процессы едва уловимо проявляются на лице человека. Эти микровыражения длятся очень короткое время, приблизительно одну сто двадцать пятую долю секунды. Они возникают и исчезают настолько быстро, что для большинства людей увидеть их не представляется возможным. Однако именно они отражают истинные чувства [2].

Необходимым условием разработки любой системы автоматического распознавания микровыражений является наличие достаточного количества данных. Поскольку исследования микроэкспрессий в области компьютерного зрения привлекли внимание только в последние несколько лет, количество общедоступных баз данных все еще относительно невелико.

В данной области различают спонтанные и постановочные базы данных. Ключевое различие заключается в соотношении между выраженным движением лица и лежащим в его основе эмоциональным состоянием. В случае с постановочными базами данных, выражения лица наиграны и не имеют отношения к настоящим эмоциям, поэтому они не помогают распознавать настоящие микровыражения. А спонтанные микроэмоции — это такие

выражения лица, которые соответствуют эмоциональному состоянию человека в момент их проявления [3].

Для дальнейших исследований была выбрана база данных CASME II, так как она содержит наибольшее количество экземпляров микровыражений, снятых с помощью камеры с высокой скоростью.

База данных CASME II содержит 247 образцов микроэкспрессии от 26 участников. Эти образцы описаны начальным положением частей лица и их смещением, с обозначением единиц действия (AUc). Слишком маловыраженные микроэмоции были удалены, так как они почти не способны однозначно определить начальное выражение лица и смещение. Некоторые типы выражений лица сложно выявить в лабораторных условиях, поэтому образцы в разных категориях распределены неравномерно. В CASME II предоставлено 5 классов микровыражений [4].

Один из возможных подходов к решению задачи распознавания микровыражений состоит в том, чтобы использовать алгоритмы машинного обучения для построения моделей классов объектов.

Построение модели состоит из двух этапов:

1. Извлечение признаков, характерных для объектов класса, – построение характеристических векторов-признаков для ключевых точек объекта (углов, ребер или контуров объектов) или для всего объекта.
2. Тренировка модели на полученных признаках для последующего распознавания объектов.

Для выделения признаков из потока кадров будем использовать метод локальных бинарных шаблонов из трех ортогональных плоскостей.

Локальный бинарный шаблон (ЛБШ) – это определенный вид признака, используемый для классификации в компьютерном зрении, и представляющий собой простой оператор. ЛБШ представляет собой описание окрестности пикселя изображения в двоичном представлении. Пиксели со значением интенсивности большим или равным значению интенсивности центрального пикселя принимают значения равные «1», остальные принимают значения равные «0». Таким образом, результатом применения базового оператора ЛБШ к пикселю изображения является восьмиразрядный бинарный код, описывающий окрестность этого пикселя.[1]

Применяя оператор ЛБШ к каждому пикселю изображения, строится гистограмма, где каждому равномерному коду ЛБШ соответствует отдельный столбец.

Изображения лиц могут рассматриваться как набор всевозможных локальных особенностей, они хорошо описываются с помощью локальных бинарных шаблонов. Однако гистограмма, построенная для всего изображения в целом, кодирует лишь наличие тех или иных локальных особенностей, но при этом не содержит никакой информации об их расположении на изображении. Для учета такого рода информации изображение разбивается на подобласти, в каждой из которых вычисляется своя гистограмма ЛБШ. Путем конкатенации этих гистограмм может быть получена общая гистограмма, учитывающая как локальные, так и глобальные особенности изображения [1].

Перед проведением эксперимента с набором данных CASME II было проведено несколько этапов предварительной обработки кадров, содержащие микровыражения (рисунок 1).

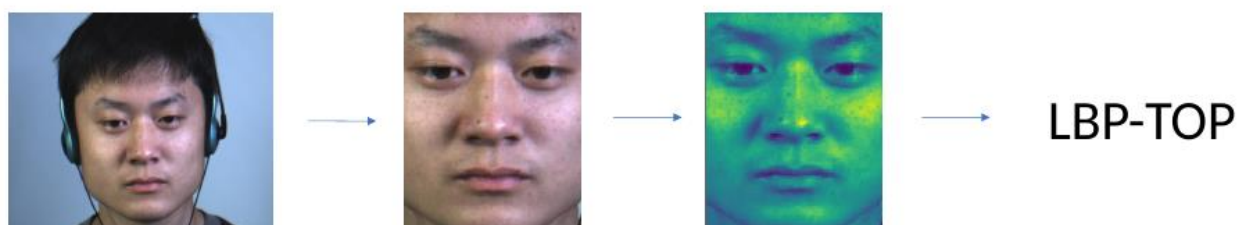


Рисунок 1. Этапы предобработки последовательности кадров

Сначала в качестве шаблонного лица было выбрано фронтальное изображение лица М с нейтральным выражением. С помощью модели Active Shape Model было обнаружено 68 ключевых точек на лице. Далее, первый кадр каждого клипа с микроэкспрессией был приведен к шаблонному лицу с использованием преобразования локального среднего взвешенного (LWM). После чего были нормализованы остальные кадры. Контрольные точки выделялись только на первом кадре по двум причинам. Первая причина заключается в том, что, поскольку продолжительность микровыражения очень коротка, жестким движением головы в течение продолжительности можно пренебречь. Вторая причина заключается в том, что ключевые точки, обнаруженные ASM, могут быть недостаточно точными; при применении к последовательности кадров может наблюдаться большое отклонение местоположения одной и той же точки, даже если лицо вообще не двигалось. Нормализованное изображение было вычислено как 2D-преобразование исходного изображения:

$$f'_{i,j} = T_i \times f_{i,j}, j = 1, \dots, k_i \quad (1)$$

где $f'_{i,j}$ - кадр нормализованной последовательности микровыражений s'_i .

И наконец были определены координаты глаз первого кадра каждой нормализованной последовательности микровыражений, а затем лицо каждого кадра было обрезано с использованием прямоугольника, определенного положением глаз [4].

Данные после обработки представляют собой последовательность кадров содержащие прямоугольник лица. Далее для извлечения признаков последовательность кадров, каждый кадр которой приведен к одному цвету, преобразовывается с помощью алгоритма LBP-TOP. В результате, мы получаем вектор признаков для каждой последовательности кадров. Затем он нормируется.

Каждому вектору присваивается класс эмоции, которую выражают микродвижения. После чего с помощью библиотеки scikit-learn данные разделяются на тренировочную и тестовую выборки в соотношении 4 к 1. Далее создаются модели алгоритмов классификации (метод опорных векторов, k ближайших соседей, дерево решений, наивный байесовский классификатор и логистическая регрессия). Затем модели обучаются на подготовленных тренировочных данных. И наконец, для каждой модели делается предсказание на тренировочных данных. Предсказанный результат сравнивается с настоящим и на основе этого вычисляются параметры оценки эффективности алгоритмов. Для данного исследования были выбраны две метрики: accuracy (точность) и F1.

Таблица 1 – Результаты применения методов классификации

Метод	Accuracy, %	F1
Метод опорных векторов	38.46	21.37
Дерево решений	42.31	44.94
Метод k ближайших соседей	42.31	39.10
Наивный байесовский классификатор	38.46	37.26
Логистическая регрессия	38.46	21.37

Все эти методы показали результаты недостаточно удовлетворительные для выбора данного алгоритма в качестве основополагающего для задачи распознавания лжи по микровыражениям лица. Наиболее хорошо проявил себя

метод дерева решений с точностью распознавания 42.31% и метрикой F1 равной 44.94.

В результате исследования можно сделать вывод, что совокупность алгоритмов LBP-TOP для извлечения признаков и классификатора дает недостаточно хорошие результаты. Что говорит о необходимости дальнейших исследований в данной области.

Литература

1. Гришин, А. И. Исследование эффективности методов обработки изображений в системах распознавания лиц / А. И. Гришин. – Челябинск: ЮУрГУ, 2016. – С. 39-40.
2. Малышкина, М. Как распознать лжеца по языку жестов. Практическое руководство для тех, кто не хочет быть обманутым / М. Малышкина. – 2012. – 3 с.
3. A Survey of Automatic Facial Micro-expression Analysis Databases, Methods and Challenges / Frontiers in Psychology: Yee-Hui Oh [et al.]. – Malaysia: 2018. – P. 1-30.
4. CASME II: An improved spontaneous micro-expression database and the baseline Evaluation / Yan, W.-J., [et al.]. – 2014.