



УДК 004.048
DOI: 10.37661/1816-0301-2025-22-3-35-44

Оригинальная статья
Original Article

Извлечение и анализ микровыражений в задаче нейросетевого распознавания лжи по видеоизображению лица

К. А. Котова[✉], В. С. Садов

Белорусский государственный университет,
пр. Независимости, 4, Минск, 220030, Беларусь
[✉]E-mail: ksyu.kotova.79@gmail.com

Аннотация

Цели. Целями исследования являются сбор данных, разработка алгоритма автоматического извлечения микровыражений из видеозаписей, а также формирование правил комбинаций двигательных единиц, на основе которых определяются базовые эмоции человека.

Методы. Микровыражения лица человека – это короткая непроизвольная реакция, которая может появляться при попытке человека скрыть его истинные эмоции. При решении задачи распознавания лжи микровыражения играют ключевую роль и служат важным индикатором сокрытия правдивой информации. В статье для анализа мимики из системы кодирования лицевых движений (Facial Action Coding System, FACS) использовались двигательные единицы (Action Units, AUs), полученные с помощью библиотеки `py-feat`.

Результаты. Собран набор данных, состоящий из видеозаписей группы конкретных людей. Разработаны правила на основе комбинаций двигательных единиц и их интенсивностей для определения базовых эмоций, а также сформулирован алгоритм определения и извлечения микровыражений из видеозаписей. Результат исследования алгоритма показал отрицательную корреляцию эмоции радости с фактом проявления лжи.

Заключение. Полученные результаты позволяют расширить информационный базис при нейросетевом распознавании лжи по видеоряду с изображениями лица за счет детектирования и анализа на них микровыражений.

Ключевые слова: базовые эмоции, извлечение микровыражений, python-библиотека `py-feat`, двигательные единицы, система кодирования лицевых движений, эмоциональное состояние, вариативность комбинаций

Для цитирования. Котова, К. А. Извлечение и анализ микровыражений в задаче нейросетевого распознавания лжи по видеоизображению лица / К. А. Котова, В. С. Садов // Информатика. – 2025. – Т. 22, № 3. – С. 35–44. – DOI: 10.37661/1816-0301-2025-22-3-35-44.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Поступила в редакцию | Received 08.08.2025
Подписана в печать | Accepted 22.08.2025
Опубликована | Published 30.09.2025

Extracting and analysing micro-expressions in a neural network lie detection task

Ksenia A. Kotova[✉], Vasiliy S. Sadov

Belarusian State University,
av. Nezavisimosti, 4, Minsk, 220030, Belarus
[✉]E-mail: ksyu.kotova.79@gmail.com

Abstract

Objectives. The objectives of the study are to collect data, develop an algorithm for automatic extraction of microexpressions from video recordings, and form rules for combinations of motor units, based on which basic human emotions are determined.

Methods. Human facial microexpressions are brief, involuntary reactions that may appear when a person attempts to hide their true emotions. Microexpressions play a key role in lie detection and are an important indicator of the concealment of truthful information. In this article, Action Units (movement units) obtained using the py-feat library from the Facial Action Coding System (FACS) were used to analyse facial expressions.

Results. A dataset consisting of video recordings of a group of specific people was collected. Rules were developed based on combinations of action units and their intensities to determine basic emotions. An algorithm for determining and extracting microexpressions from video recordings was also formulated. The results of the algorithm study showed a negative correlation between the emotion of joy and the manifestation of lying.

Conclusion. The results obtained allow us to expand the information base for neural network lie detection using a video series of facial images by detecting and analysing microexpressions on them.

Keywords: basic emotions, micro-expression extraction, python library py-feat, Action Units (AUs), Facial Action Coding System (FACS), emotional state, variability of combinations

For citation. Kotova K. A., Sadov V. S. *Extracting and analysing micro-expressions in a neural network lie detection task*. Informatika [Informatics], 2025, vol. 22, no. 3, pp. 35–44 (In Russ.). DOI: 10.37661/1816-0301-2025-22-3-35-44.

Conflict of interest. The authors declare of no conflict of interest.

Введение. Распознавание лжи относится к следственным методам, которые используются для определения правдивости и надежности сказанного. В основном это осуществляется путем рассмотрения определенных поведенческих и физиологических признаков, а также более широкой контекстуальной и ситуационной информации.

Не существует ни одного однозначного признака обмана. Ни одно мышечное подергивание, ни одно выражение лица или жест не доказывают с абсолютной уверенностью, что человек лжет. Поэтому большинство современных методов обнаружения обмана в значительной степени опираются на разнообразные способы сбора, анализа и интерпретации эмоциональных и физиологических данных.

Важнейший аспект в выявлении обмана – установление так называемой «базовой линии» поведения, которое считается «нормальным» для конкретного человека. Основной процесс распознавания лжи заключается в поиске признаков, указывающих на изменения или отклонения от этой базовой линии. Такие признаки могут проявляться через «горячие точки» в различных наблюдаемых каналах: микровыражениях, языке тела, голосе, манере речи и содержании высказываний.

При обмане лицо часто передает два сообщения одновременно – то, что лжец хочет показать, и то, что он стремится скрыть. Скрытые эмоции могут непроизвольно проявляться в виде микровыражений – кратких (длительностью не более 0,5 с [1]) непроизвольных мимических реакций, раскрывающих истинные чувства.

Согласно П. Экману [1], единичное микровыражение или кратковременная «утечка» эмоционального сигнала не могут рассматриваться в качестве достаточного индикатора для определения лжи. Тем не менее микровыражения представляют собой один из наиболее информативных невербальных маркеров, позволяющих повысить вероятность выявления обмана.

Эмоциональные выражения могут быть как намеренно искажены, так и использованы для маскировки иных эмоциональных состояний. Исследования демонстрируют [2], что для большинства поддельных выражений характерна асимметрия, в то время как искренние выражения в большинстве случаев симметричны (за исключением отдельных состояний).

При страхе или грусти одним из признаков фальсификации эмоций является отсутствие характерных движений лба [2]. В случае с выражением радости ключевой признак неискренности – отсутствие активности глазных мышц во время улыбки. Неподвижность наружной части круговой мышцы глаза (*orbicularis oculi pars lateralis*, или AU6 по системе FACS [4]) отличает фальшивую улыбку от подлинной. Данный признак нередко остается незамеченным, что обуславливает высокую восприимчивость собеседников к фальсифицированным улыбкам и их широкое использование в качестве эмоциональной «маски».

Одна из проблем микровыражений – это короткая длительность, что делает их трудноуловимыми невооруженным глазом. Поэтому для оптимизации подхода к распознаванию лжи требуется автоматизировать извлечение и анализ микровыражений из видеозаписей.

Цель данной работы заключается в разработке и тестировании алгоритма извлечения микровыражений, одним из этапов которого является формирование правил – комбинаций двигательных единиц, определяющих базовые эмоции: радость, грусть, страх, отвращение, злость, удивление.

Система FACS. Наиболее признанным и достоверным инструментом для измерения визуально различимых движений лица является система кодирования лицевых движений (Facial Action Coding System, FACS). Она была разработана психологами Полом Экманом и Уоллесом В. Фризеном с целью объективного измерения мимических выражений в исследованиях поведения человека [4].

Методика FACS имеет анатомическую основу и включает 44 различные двигательные единицы AUs, каждая из которых соответствует определенному движению лица. Дополнительно учитываются наборы движений и положений головы и глаз. Каждая двигательная единица имеет цифровой код (AUxx), позволяющий идентифицировать отдельную мышцу или группы мышц, которые сокращаются или расслабляются, вызывая наблюдаемые изменения внешнего вида. Это обеспечивает возможность анализа мельчайших мимических движений. Интенсивность каждой двигательной единицы оценивается от нуля до единицы, где единица – максимальная интенсивность. Под «событием» (event) понимается единичное мимическое выражение, которое может быть закодировано в полном объеме путем разложения его на набор AU, включающий как одну, так и комбинацию нескольких единиц.

В табл. 1 описаны двигательные единицы, использующиеся в исследовании.

Таблица 1
Двигательные единицы, использующиеся библиотекой py-feat

Table 1
Action Units, used by the py-feat library

Номер двигательной единицы <i>Action unit number</i>	Оригинальное название <i>Original title</i>	Мышечная основа <i>Muscular base</i>
AU01	Inner Brow Raiser	Поднятие лобной мышцы (медиальная часть)
AU02	Outer brow raiser	Поднятие лобной мышцы (латеральная часть)
AU04	Brow lowerer	Мышца, опускающая бровь
AU05	Upper lid raiser	Мышца, поднимающая верхнее веко
AU06	Cheek raiser	Круговая мышца глаза (глазничная часть)
AU07	Lid tightener	Круговая мышца глаза (вековая часть)
AU09	Nose wrinkler	Мышца, поднимающая верхнюю губу и крыло носа
AU10	Upper lip raiser	Мышца, поднимающая верхнюю губу
AU11	Nasolabial deepener	Малая скуловая мышца
AU12	Lip corner puller	Большая скуловая мышца
AU14	Dimpler	Щечная мышца
AU15	Lip corner depressor	Мышца, опускающая угол рта
AU17	Chin raiser	Подбородочная мышца
AU20	Lip stretcher	Мышца смеха
AU23	Lip tightener	Круговая мышца рта

Окончание табл. 1

End of table. 1

Номер двигательной единицы <i>Action unit number</i>	Оригинальное название <i>Original title</i>	Мышечная основа <i>Muscular base</i>
AU24	Lip pressor	Круговая мышца рта
AU25	Lips part	Мышца, опускающая нижнюю губу
AU26	Jaw drop	Жевательная мышца
AU28	Lip suck	Круговая мышца рта
AU43	Eyes closed	Расслабление мышцы, поднимающей верхнее веко

Библиотека *py-feat* представляет собой набор инструментов и моделей для распознавания выражений лица (включая двигательные единицы, эмоции и ключевые точки лица) на изображениях и видеозаписях [6]. Она позволяет обрабатывать и анализировать данные о выражениях лица, а также визуализировать ключевые точки лица по ним. Библиотека является бесплатной, простой в использовании и с открытым исходным кодом, что позволяет удобно работать с данными о мимике.

Основные возможности *py-feat*: детектирование лица, определение его ключевых точек, оценка положения лица и головы, определение двигательных единиц и эмоций. Каждый из этих инструментов является отдельной моделью, которая обучалась и оценивалась на следующих наборах данных: WIDER (детектирование лица), 300W (ключевые точки), BIWI Kinect (положение головы), DIFSA+ (двигательные единицы), Namba (двигательные единицы), AffectNet (эмоции) [7]. В библиотеке *py-feat* при классификации двигательных единиц заложены модель *Feat-XGB*, основанная на методе машинного обучения *XGboost*, возвращающая непрерывную оценку активности AU (значения 0–1), и модель *Feat-SVM*, основанная на модели *LinearSVC*, которая выдает бинарные метки (активно/не активно).

Методология исследования.

Сбор данных. Для решения задачи извлечения микровыражений из видеозаписей был собран набор данных [8], состоящий из видеоинтервью с группой людей, которые предварительно дали свое согласие на участие в исследовании.

С испытуемыми было заранее оговорено, что на вопросы интервью необходимо отвечать правдиво или лживо по их усмотрению и что ответы испытуемых могут быть как односложными, так и подробными. Часть испытуемых вручную разместили видеозаписи, указав на свои ложные и правдивые ответы. Пример, поясняющий принцип представления сформированного набора данных, приведен в табл. 2. Для испытуемого 1 были записаны два набора данных видеозаписей с разным разрешением и частотой кадров в секунду для исследования влияния параметров видео на точность классификации двигательных единиц.

Таблица 2

Пример, описывающий собранные видеозаписи, по нескольким испытуемым

Table 2

An example describing the collected video recordings for several test subjects

Номер испытуемого <i>Subject number</i>	Метка <i>Label</i>	Количество видео <i>Number of videos</i>	Расширение видео <i>Video expansion</i>	Частота кадров в секунду <i>Frame rate per second</i>
1	Ложь	12	1440×1080	25
	Правда	10		
	Ложь	14	1920×1080	30
	Правда	19		
2	Ложь	9	1920×1080	30
	Правда	17		
3	Не размечены	41	1920×1080	30

Классификация видеоданных с использованием ru-feat. К каждому видео был применен классификатор ru-feat и сформированы CSV-файлы, в которых для всех кадров описаны значения положения головы по осям X и Y и значения двигательных единиц из табл. 1.

Формирование комбинаций AU для определения эмоций. В табл. 3 в системе FACS предложены комбинации двигательных единиц, определяющих базовые эмоции [4].

Таблица 3

Комбинации двигательных единиц, определяющих эмоции, по системе FACS

Table 3

Combinations of Action Units that determine emotions, according to the FACS system

Эмоция <i>Emotion</i>	Комбинация <i>Combination</i>
Радость	$AU6 + AU12$
Грусть	$AU1 + AU4 + AU15$
Удивление	$AU1 + AU2 + AU5 + AU26$
Страх	$AU1 + AU2 + AU4 + AU5 + AU7 + AU20 + AU26$
Злость	$AU4 + AU5 + AU7 + AU23$
Отвращение	$AU9 + AU15 + AU16$

Между тем такой подход не учитывает особенности выражения эмоций отдельного человека и их интенсивность. Adrian K. Davison и др. [9] предложили иной подход к классификации эмоций по комбинациям двигательных единиц. Исследователи учли, что отдельная двигательная единица вне комбинации может относиться к некоторой базовой эмоции, а также они учли вариативность комбинаций. На основании их исследования и анализа собранных данных в табл. 4 авторами предложены правила комбинации двигательных единиц, определяющих эмоции и микровыражения.

Таблица 4

Комбинации двигательных единиц для определения микровыражений

Table 4

Combinatons of the Action Units for microexpressions determining

Эмоция <i>Emotion</i>	Комбинации <i>Combinations</i>	Пояснение <i>Explanation</i>
Радость	$AU12$	Улыбка без участия глаз
	$AU6 + AU12$	Естественная улыбка
	$AU6 + AU12 + AU25$	Улыбка с приоткрытым ртом
Грусть	$AU1 + AU15$	Поднятые внутренние брови, уголки рта вниз
	$AU1 + AU15 + AU17$	Добавлен приподнятый подбородок
	$AU1 + AU17$	Поднятые брови, приподнятый подбородок
Злость	$AU4 + AU7 + AU23$	Опущенные брови, напряженные веки, сжатые губы
	$AU4 + AU7 + AU24$	Опущенные брови, напряженные веки, втянутые губы
	$AU4 + AU5 + AU23$	Опущенные брови, широко открытые глаза, сжатые губы
	$AU4 + AU7 + AU9 + AU23$	Опущенные брови, напряженные веки, сморщенный нос, сжатые губы
Удивление	$AU1 + AU5 + AU26$	Поднятые брови, широко открытые глаза, растянутые губы
	$AU2 + AU5 + AU26$	Внешние брови выше, широко открытые глаза, открытый рот
	$AU1 + AU2 + AU5 + AU26$	Обе части бровей подняты, широко открытые глаза, открытый рот
Страх	$AU1 + AU5 + AU20 + AU26$	Поднятые брови, широко открытые глаза, растянутые губы, открытый рот
	$AU2 + AU5 + AU20 + AU26$	Поднятые внешние брови, широко открытые глаза, растянутые губы, открытый рот
	$AU1 + AU5 + AU26$	Поднятые брови, широко открытые глаза, открытый рот
Отвращение	$AU9 + AU15$	Сморщенный нос, уголки рта вниз
	$AU9 + AU17$	Сморщенный нос, приподнятый подбородок

Определение эмоций по комбинациям AU. Из анализа были исключены кадры с высоким уровнем интенсивности ($>0,6$) двигательной единицы AU43, описывающей закрытые глаза, так как эта двигательная единица вызывает большую погрешность в определении эмоций другими комбинациями.

Далее для каждого кадра определяется активная эмоция по комбинациям двигательных единиц. Если активна хотя бы одна из заданных комбинаций AU и при этом все входящие в нее единицы имеют интенсивность выше порога 0,6, то такие комбинации считаются активными. Данный параметр определен экспериментально.

Затем вычисляется средняя интенсивность для активных комбинаций и выбирается комбинация с максимальным значением средней интенсивности двигательных единиц в комбинации. Вычисления проводятся по формуле

$$I = \max \left(\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n AU_i \right) \times 100,$$

где I – максимальная интенсивность комбинации двигательных единиц (%), n – количество двигательных единиц в комбинации, AU_i – значение i -го AU.

Таким образом, по правилам табл. 4 определяется эмоция. Если ни одна эмоция не активна, то кадр помечается как нейтральный.

Детектирование микровыражений. Для детектирования микровыражений определяются последовательности кадров с одинаковой доминирующей эмоцией, длительность которой не превышает 12–15 кадров (для 25–30 FPS соответственно), т. е. не более 0,5 с, что является характерной длительностью микровыражений.

Для каждой такой последовательности фиксируются: начальный кадр, тип эмоции, комбинация AU, определяющая эмоцию, средняя интенсивность, длительность в кадрах, метка ложь/правда. Для того чтобы зафиксировать последовательность как микровыражение, было принято, что средняя интенсивность эмоции должна составлять не менее 65 %. Этот параметр установлен экспериментально исходя из того, что микровыражение – кратковременный и яркий эмоциональный всплеск.

Блок-схема разработанного алгоритма детектирования и извлечения микровыражений с использованием видеоряда изображений лица показана на рис. 1.

Алгоритм состоит из следующих шагов:

- составление набора данных, включающего группы из людей видеинтервью;
- вычисление двигательных единиц, определяющих положения головы, по всем видеозаписям с использованием библиотеки *py-feat*;
- формирование CSV-файлов с результатами классификации кадров видеоряда детекторами библиотеки *py-feat*;
- загрузка, обработка и анализ файлов;

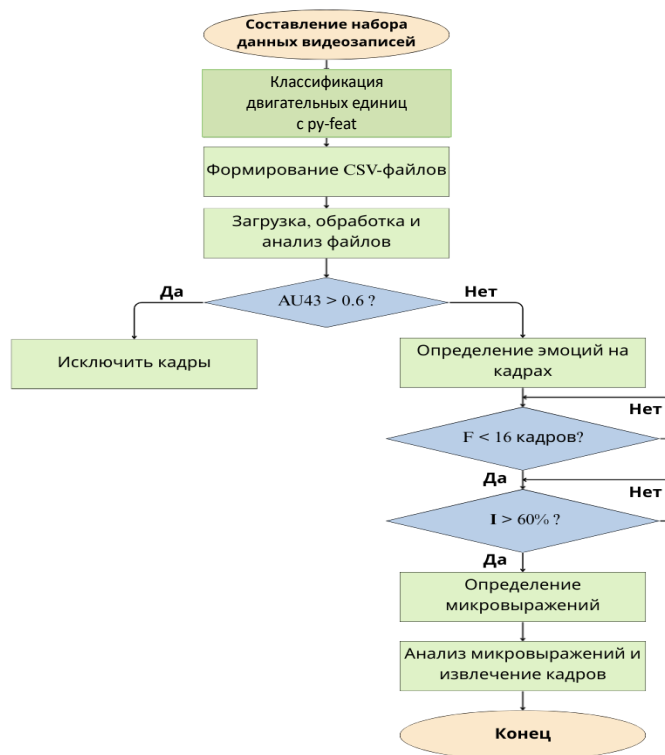


Рис. 1. Блок-схема алгоритма детектирования и извлечения микровыражений (F – длительность эмоций, I – интенсивность эмоций)

Fig. 1. Flow Chart of the algorithm for detecting and extracting microexpressions (F – duration of emotions, I – intensity of emotions)

- исключение кадров, у которых интенсивность двигательной единицы AU43, описывающей закрытые глаза, выше порога в 0,6;
- определение эмоций на основе активных комбинаций двигательных единиц по сформированным правилам;
- определение кратковременных эмоций, длительность которых не превышает 12–15 кадров, т. е. не более 0,5 с;
- определение активных эмоций, т. е. эмоций с интенсивностью не менее 60 %;
- анализ микровыражений и извлечение из видео соответствующих кадров.

Результаты исследования. В процессе исследования были извлечены микровыражения из видеоряда каждого из испытуемых. Пример итоговой статистики по микровыражениям для нескольких испытуемых приведен в табл. 5.

Таблица 5

Количество микровыражений в результате их извлечения из видеointервью для нескольких испытуемых

Table 5

Number of microexpressions extracted from videointerviews for several subjects

Номер испытуемого <i>Subject number</i>	Количество кадров <i>Number of frames</i>	Метка <i>Label</i>	Количество микровыражений по метке <i>Number of microexpressions by label</i>	Доминирующая эмоция микровыражений <i>Dominant emotion of microexpressions</i>
1	4464	Ложь	553	Удивление
		Правда	293	
	9518	Ложь	79	Грусть
		Правда	78	
2	8707	Ложь	185	Грусть
		Правда	241	
3	8270	Не размечено	173	Грусть

В результате анализа корреляции метки и полученных интенсивностей эмоций было выявлено, что эмоция радости имеет отрицательную корреляцию с меткой для размеченных наборов данных, а грусть и злость также в этих случаях имеют положительную корреляцию с меткой. Это означает, что испытуемым несвойственно испытывать эмоцию радости во время обмана в отличие от эмоций грусти и злости.

На рис. 2 изображен график корреляции интенсивностей полученных эмоций с метками для испытуемого 1.

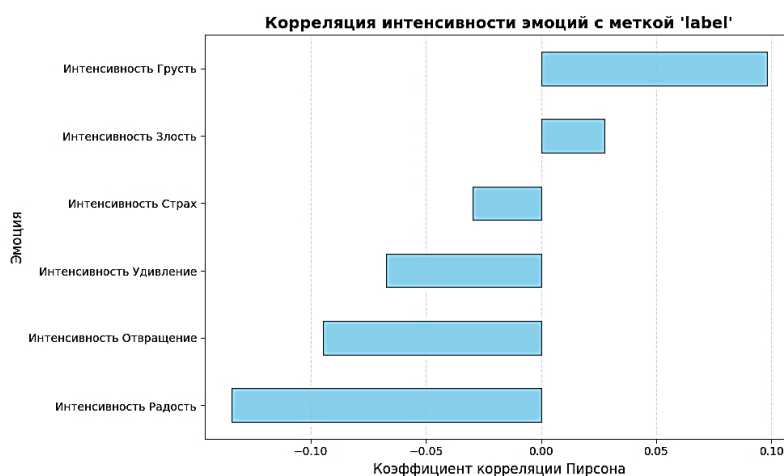


Рис. 2. Корреляция полученных интенсивностей эмоций с меткой ложь/правда для испытуемого 1

Fig. 2. Correlation of the obtained emotion intensities with the lie/truth label for test subject 1

На рис. 3 продемонстрированы микровыражения при лжи испытуемого 1 к каждой базовой эмоции: Anger – злость, Disgust – отвращение, Fear – страх, Happiness – радость, Sadness – грусть, Surprise – удивление.

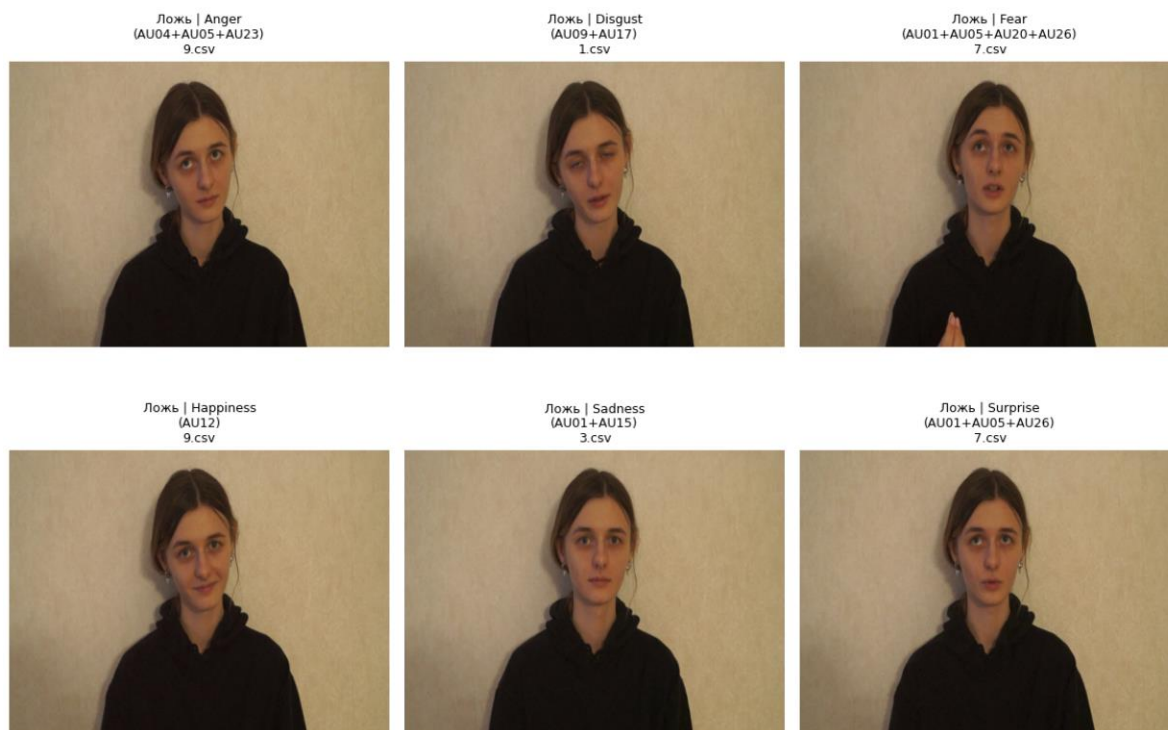


Рис. 3. Микровыражения испытуемого 1 из первого интервью при лжи

Fig. 3. Microexpressions of subject 1 from the first interview while lying

Заключение. В результате исследования был собран набор данных, состоящий из видеointервью группы различных людей, и разработан алгоритм автоматического извлечения микровыражений из видеозаписей на основе двигательных единиц AU, описывающих движения лицевых мышц. Были проанализированы комбинации двигательных единиц из системы FACS для получения эмоций, и на основе предположения о том, что у различных людей эмоции могут иметь различные комбинации двигательных единиц, были сформированы уточненные правила их комбинаций.

Применение полученной матрицы комбинаций двигательных единиц позволило более достоверно классифицировать базовые эмоции на анализируемых видеокадрах: точность классификации составила 57 % при использовании предложенного подхода против 3 % при применении базовой матрицы из системы FACS.

Проведенный анализ микровыражений, полученных с помощью разработанного алгоритма, позволил установить, что эмоция радости коррелирует с меткой правды в наборах данных, а эмоции грусти и злости коррелируют с меткой лжи.

Было выявлено, что на видео, где люди лгут, содержится больше микровыражений, чем на видео, где говорят правду. При этом интенсивность проявления таких эмоций, как радость, грусть, злость и страх, выше, чем у правдивых микровыражений, что может быть связано с попытками скрыть истинную эмоцию либо со страхом разоблачения. Однако стоит учитывать, что проявление эмоций зависит от физиологии человека и его мимических особенностей. Это усложняет задачу классификации и может потребовать дополнительную информацию от других источников.

Предложенный алгоритм автоматизированного извлечения микровыражений может быть использован в задаче нейросетевого распознавания лжи в контексте с видео- и аудиоинформацией в ходе коммуникационного процесса.

Необходимо отметить, что для реализации всех преимуществ предложенной технологии распознавания лжи требуется достаточно высокое качество видеозаписей и одновременно повышенные вычислительные ресурсы, так как, в противном случае, высококачественные видеозаписи длительностью дольше 60 с могут не классифицироваться библиотекой py-feat.

Вклад авторов. *К. А. Котова* – проведение экспериментальных исследований, разработка алгоритма, написание текста статьи; *В. С. Садов* – постановка целей и задач статьи, обсуждение результатов, корректировка текста статьи.

Список использованных источников

1. Экман, П. Психология лжи. Обмани меня, если сможешь / П. Экман ; пер. с англ. – СПб. : Питер, 2021. – 384 с.
2. Экман, П. Узнай лжеца по выражению лица / П. Экман ; пер. с англ. – СПб. : Питер, 2019. – 272 с.
3. Экман, П. Психология эмоций. Я знаю, что ты чувствуешь / П. Экман ; пер. с англ. – СПб. : Питер, 2014. – 336 с.
4. Ekman, P. What the Face Reveals: Basic and Applied Studies of Spontaneous Expression Using the Facial Action Coding System (FACS) / P. Ekman, E. L. Rosenberg. – N. Y. : Oxford University Press, 2005. – 662 p.
5. Facial Action Coding System (FACS). – United Kingdom, 2025. – URL: <https://www.eiagroup.com/resources/facial-expressions/facs-explained/> (date of access: 01.08.2025).
6. Py-Feat: Python Facial Expression Analysis Toolbox. – Germany, 2022–2025. – URL: <https://py-feat.org/pages/intro.html> (date of access: 08.08.2025).
7. Py-Feat: Python Facial Expression Analysis Toolbox / J. H. Cheong, T. Xie, S. Byrne, L. J. Chang. – Germany : Dartmouth College, 2021. – URL: https://www.researchgate.net/publication/350749851_Py-Feat_Python_Facial_Expression_Analysis_Toolbox (date of access: 01.08.2025).
8. Котова, К. А. Формирование набора данных для обучения метода случайных лесов в задачах распознавания лжи по мимике лица / К. А. Котова // Интеллектуальные, сенсорные и мехатронные системы-2025 : сб. науч. тр. (по материалам студенческих науч.-техн. конф.) / Белорус. нац. техн. ун-т ; редкол.: А. В. Стаселович, Е. А. Богданова ; сост.: С. А. Рыбчак, Е. А. Богданова, П. С. Колесников. – Минск : БНТУ, 2025. – С. 70–74.
9. Davison, A. K. Objective classes for micro-facial expression recognition / A. K. Davison, W. Merghani, M. H. Yap // Journal of Imaging. – 2018. – Vol. 4, no. 10. – URL: <https://www.mdpi.com/2313-433X/4/10/119> (date of access: 01.08.2025).

References

1. Ekman P. *Telling Lies: Clues to Deceit in the Marketplace, Politics, and Marriage*. New York, W. W. Norton & Company, 1985, 368 p.
2. Ekman P. *Unmasking the Face: A Guide to Recognizing Emotions From Facial Expressions*. Los Altos, CA, Malor Books, 2003, 212 p.
3. Ekman P. *Emotions Revealed: Understanding Faces and Feelings*. Phoenix, Nairobi, Kenyan, 2004, 336 p.
4. Ekman P., Rosenberg E. L. *What the Face Reveals: Basic and Applied Studies of Spontaneous Expression Using the Facial Action Coding System (FACS)*. New York, Oxford University Press, 2005. – 662 p.
5. *Facial Action Coding System (FACS)*. United Kingdom, 2025. Available at: <https://www.eiagroup.com/resources/facial-expressions/facs-explained/> (accessed 01.08.2025).
6. *Py-Feat: Python Facial Expression Analysis Toolbox*. Germany, 2022–2025. Available at: <https://py-feat.org/pages/intro.html> (accessed 08.08.2025).
7. Cheong J. H., Xie T., Byrne S., Chang L. J. *Py-Feat: Python Facial Expression Analysis Toolbox*. Germany, Dartmouth College, 2021. Available at: https://www.researchgate.net/publication/350749851_Py-Feat_Python_Facial_Expression_Analysis_Toolbox (accessed 01.08.2025).
8. Kotova K. A. *Formation of a dataset for training the random forest method in tasks of lie detection based on facial expressions*. *Intellektual'nye, sensornye i mehatronnye sistemy-2025 : sbornik nauchnyh trudov (po materialam studencheskih nauchno-tehnicheskikh konferencij) [Intelligent, Sensory and Mechatronic Systems-*

2025: *Collection of Scientific Papers (Based on Materials from Student Scientific and Technical Conferences)*]. Ed. board: A. V. Staselovich, E. A. Bogdanova ; compiled by S. A. Rybchak, E. A. Bogdanova, P. S. Kolesnikov. Minsk, Belorusskij nacional'nyj tehničeskij universitet, 2025, pp. 70–74 (In Russ.).

9. Davison A. K., Merghani W., Yap M. H. Objective classes for micro-facial expression recognition. *Journal of Imaging*, 2018, vol. 4, no. 10. Available at: <https://www.mdpi.com/2313-433X/4/10/119> (accessed 01.08.2025).

Информация об авторах

Котова Ксения Андреевна, магистрант, Белорусский государственный университет, факультет радиофизики и компьютерных технологий.

E-mail: ksyu.kotova.79@gmail.com

Садов Василий Сергеевич, кандидат технических наук, доцент, профессор кафедры интеллектуальных систем факультета радиофизики и компьютерных технологий, Белорусский государственный университет.

E-mail: sadov@bsu.by

Information about the authors

Ksenia A. Kotova, Undergraduate of Belarusian State University, Faculty of Radiophysics and Computer Technologies.

E-mail: ksyu.kotova.79@gmail.com

Vasiliy S. Sadov, Ph. D. (Eng.), Assoc. Prof., Prof. of the Department of Intelligent Systems, Faculty of Radiophysics and Computer Technologies, Belarusian State University.

E-mail: sadov@bsu.by