

Применение алгоритмов пространственно-временных дескрипторов признаков для анализа микровыражений лица

М. Б. Никифоров, В. А. Саблина, А. Д. Черненко

Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина
nikiforov.m.b@evm.rsreu.ru, sablina.v.a@evm.rsreu.ru, anuta201294@yandex.ru

Аннотация. Рассмотрена проблема распознавания скрытых эмоций человека по микровыражениям его лица. Обосновано значительное влияние выбора пространственно-временного дескриптора признаков на результаты распознавания. Представлен обзор наиболее известных современных алгоритмов пространственно-временных дескрипторов признаков, применяемых для обнаружения микродвижений лица человека. Описаны дескриптор гистограммы ориентированного оптического потока HOOF, дескриптор трехмерных гистограмм ориентированных градиентов 3DHOOG и дескриптор локальных бинарных шаблонов по трем ортогональным плоскостям LBP-TOP. Проведен сравнительный анализ их преимуществ и недостатков с точки зрения возможностей применения для обнаружения микродвижений лица. Показан пример использования пространственно-временного дескриптора LBP-TOP в рамках программного конвейера обнаружения микродвижений лица человека.

Ключевые слова: микровыражения лица; микродвижения лица; распознавание скрытых эмоций; пространственно-временные дескрипторы признаков; гистограмма ориентированного оптического потока; трехмерные гистограммы ориентированных градиентов; локальные бинарные шаблоны по трем ортогональным плоскостям

I. ВВЕДЕНИЕ

Алгоритмы пространственно-временных дескрипторов признаков преобразуют поступающие трехмерные входные данные в выходной вектор признаков. При этом исходные данные имеют два пространственных и одно временное измерения, а результирующий вектор описывает этот трехмерный массив в сжатой форме. Основные приложения алгоритмов пространственно-временных дескрипторов признаков связаны с анализом цифровых видеопоследовательностей изображений. Подобные задачи возникают в развивающейся в последние годы области анализа микровыражений лица. Теоретическая база для проведения исследований по распознаванию скрытых эмоций человека по его микровыражениям лица заложена в работах по психологии [1]. Современные исследования направлены на разработку методов, алгоритмов и технологий с целью реализации систем технического зрения для автоматического или автоматизированного обнаружения и распознавания микровыражений лица. Эксперименты проводятся на наборах последовательностей изображений, полученных

от высокоскоростных камер. Одним из самых известных таких наборов является набор данных спонтанных действий и микродвижений Spontaneous Actions and Micro-Movements (SAMM) [2]. Примеры изображений из набора SAMM представлены на рис. 1.

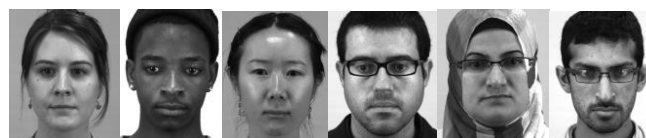


Рис. 1. Примеры изображений из набора SAMM

Набор SAMM состоит из последовательностей изображений, поскольку для обнаружения и распознавания микровыражений нужно отслеживать микродвижения лица в динамике. Таким образом, исходные данные в наборе SAMM представляют собой трехмерный числовой массив яркостей пикселей изображений для каждого микровыражения, соответствующего проявлению определенной скрытой эмоции. Таким образом, для анализа микровыражений можно использовать алгоритмы пространственно-временных дескрипторов признаков [3].

II. СОВРЕМЕННЫЕ АЛГОРИТМЫ ПРОСТРАНСТВЕННО-ВРЕМЕННЫХ ДЕСКРИПТОРОВ ПРИЗНАКОВ

Краткий обзор алгоритмов пространственно-временных дескрипторов признаков для анализа выражений лица представлен в [4]. Наиболее известными современными алгоритмами пространственно-временных дескрипторов признаков являются дескриптор гистограммы ориентированного оптического потока Histogram of Oriented Optical Flow (HOOF) [5], дескриптор трехмерных гистограмм ориентированных градиентов 3D Histogram of Oriented Gradients (3DHOOG) [6] и дескриптор локальных бинарных шаблонов по трем ортогональным плоскостям Local Binary Patterns from Three Orthogonal Planes (LBP-TOP) [7]. Далее указанные пространственно-временные дескрипторы признаков рассматриваются более подробно.

A. Дескриптор гистограммы ориентированного оптического потока HOOF

Дескрипторы HOOF представляют собой срез действия в определенный момент времени, они не чувствительны к фоновому шуму, изменениям масштаба

и направленности движения. Оптический поток вычисляется для каждого кадра видео. Векторы оптического потока группируются по отношению к горизонтальной оси в соответствии с основным направлением потока и взвешиваются с соответствующей величиной потока. Таким образом, все векторы оптического потока представляются в виде $v = [x, y]^T$, с направлением $\theta = \tan^{-1}(\frac{y}{x})$ в диапазоне (1)

$$-\frac{\pi}{2} + \pi \frac{b-1}{B} \leq \theta \leq -\frac{\pi}{2} + \pi \frac{b}{B}, \quad (1)$$

где b – количество интервалов (bin) от общего количества интервалов B , $1 \leq b \leq B$. Вычисленная гистограмма оптического потока нормализуется. Схема формирования гистограммы с 4 интервалами представлена на рис. 2.

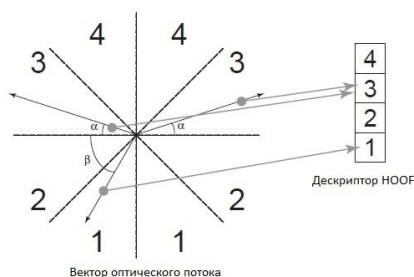


Рис. 2. Формирование гистограммы с 4 интервалами

Вычисление интервалов гистограммы по основному направлению потока, а также наименьшему углу между горизонтальной осью и вектором оптического потока, обеспечивает независимость гистограммы от направления движения. Благодаря нормализации представление гистограммы инвариантно к масштабированию. Таким образом, независимо от направления движения объекта в сцене и его расстояния от камеры формируется одна и та же гистограмма. Наличие небольших зашумлений в оптическом потоке мало влияет на формируемую гистограмму, так как вклад каждого вектора потока в соответствующий элемент интервала пропорционален величине данного вектора. При построении гистограмм оптического потока количество интервалов является вариативным параметром. На основе ранее проведенных исследований было установлено, что для достижения хороших результатов распознавания движений на гистограмму необходимо не менее 30 интервалов.

Функции НООФ представляют собой в каждый момент времени t нормализованную гистограмму. Для распознавания движения с помощью гистограмм выполняется их сравнение. Гистограммы являются множественными функциями вероятности, следовательно, они должны удовлетворять следующему условию $\sum_{i=1}^B h_{t,i} = 1; h_{t,i} \geq 0, \forall_i \in \{1, \dots, B\}$.

Пространство гистограмм H представляет собой риманово многообразие с нетривиальной структурой.

Для простоты вычислений можно принять, что сходство измерений определяется путем отображения гистограммы $h \in H$ в многомерное гильбертово пространство $F: H \rightarrow F$. F – гильбертово пространство, поэтому для сравнения могут быть использованы те же понятия, что и для нахождения расстояния между двумя точками. Но в большинстве случаев отображение Φ найти не удастся. Ядра Мерсера являются положительно определенными ядрами, которые при отображении индуцируют скалярный результат в многомерное пространство. Данное пространство называют гильбертовым пространством с воспроизводящим ядром. Для точек, лежащих в нелинейном гильбертовом пространстве H , ядро Мерсера представлено выражением $k(h_1, h_2) = \Phi(h_1)^T \Phi(h_2)$, следовательно, мера подобия гильбертова пространства с воспроизводящим ядром может быть вычислена путем вычисления функции ядра в исходном представлении без учета отображения Φ . В пространстве гистограмм могут быть использованы разные меры ядра. Гистограмма $h_t = [\sqrt{h_{t,1}}, \dots, \sqrt{h_{t,B}}]$ может быть представлена в виде квадратного корня из гистограмм $\sqrt{h_t} := [\sqrt{h_{t,1}}, \dots, \sqrt{h_{t,B}}]$,

причем $\sum_{i=1}^B (\sqrt{h_{t,i}})^2 = 1$. Данное уравнение представляет собой проекцию каждой гистограммы в единичную B -мерную гиперсферу. Риманова метрика между двумя точками R_1 и R_2 на гиперсфере имеет вид $d(R_1, R_2) = \cos^{-1}(R_1^T R_2)$. Таким образом, функция ядра между двумя гистограммами определяется как $k_s(h_1, h_2) = \sum_{i=1}^B \sqrt{h_{1,i} h_{2,i}}$.

Сумма расстояний между точками, из которых построены гистограммы, является минимальной разностью попарных значений Minimum Difference of Pair Assignments (MDPA) и является метрикой в пространстве гистограмм. В гистограммах, созданных из линейно изменяющихся данных, расстояние вычисляется по формуле (2)

$$d_{MDPA}(h_1, h_2) = \sum_{i=1}^B \left| \sum_{j=1}^i (h_{1,i} - h_{2,j}) \right|. \quad (2)$$

Другим расстоянием между двумя гистограммами является кси-расстояние, которое определяется как (3)

$$d_{\chi^2}(h_1, h_2) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^B \frac{|h_{1,i} - h_{2,i}|}{h_{1,i} + h_{2,i}}. \quad (3)$$

В качестве мер подобия расстояний используется ядро радиальной базисной функции.

Наконец, ядро пересечения гистограмм является другим вариантом ядра Мерсера в пространстве гистограмм и определяется как $k_{HIST} = \sum_{i=1}^B \min(h_{1,i}, h_{2,i})$.

Так как дескрипторы HOOF $h_i = [h_{i:1}, h_{i:2}, \dots, h_{i:B}]^T$ определены для каждого изображения последовательности, данное представление является временным рядом гистограмм. Таким образом, путем сравнения данных временных рядов может быть выполнена классификация действий.

Дескрипторы HOOF не зависят от масштаба и направления движения объекта. Однако пространство гистограмм неевклидово, и наблюдается временная эволюция дескрипторов HOOF. Вычисление дескрипторов HOOF не требует предварительной сегментации субъекта или вычитания фона. Разные действия вызывают разную динамику временных рядов, поэтому для распознавания действий следует сравнивать динамику временных рядов HOOF. Каждая гистограмма h_i находится в неевклидовом пространстве H , поэтому для ее моделирования следует использовать ядра нелинейного динамического пространства.

В. Дескриптор трехмерных гистограмм ориентированных градиентов 3DHOG

Дескриптор трехмерных гистограмм ориентированных градиентов применяется к выделенным областям. Так для обнаружения микродвижений лица дескриптор применяется к областям, выделенным на основе системы кодирования лицевых движений Facial Action Coding System (FACS), введенной Полом Экманом [1]. Для каждой выделенной области лица создаются трехмерные кубы, представляющие собой выбранную последовательность изображений выделенной области.

Вычисление трехмерного дескриптора начинается с вычисления частных производных по x, y, z видеопоследовательности $v(x, y, z)$, которые обозначаются как $\delta v_x(x, y, t)$, $\delta v_y(x, y, t)$ и $\delta v_t(x, y, t)$. Каждая пара частных производных $(\delta v_x, \delta v_y)$, $(\delta v_y, \delta v_t)$ и $(\delta v_x, \delta v_t)$ по $m_{xy}(x, y, t)$, $m_{yt}(x, y, t)$ и $m_{xt}(x, y, t)$ и ориентации $\theta_{xy}(x, y, t)$, $\theta_{yt}(x, y, t)$ и $\theta_{xt}(x, y, t)$ вычисляются с использованием уравнений (4):

$$\begin{aligned}
 m_{xy}(x, y, t) &= \sqrt{\delta v_x(x, y, t)^2 + \delta v_y(x, y, t)^2}; \\
 \theta_{xy}(x, y, t) &= \tan^{-1} \left(\frac{\delta v_x(x, y, t)}{\delta v_y(x, y, t)} \right); \\
 m_{yt}(x, y, t) &= \sqrt{\delta v_y(x, y, t)^2 + \delta v_t(x, y, t)^2}; \\
 \theta_{yt}(x, y, t) &= \tan^{-1} \left(\frac{\delta v_y(x, y, t)}{\delta v_t(x, y, t)} \right); \\
 m_{xt}(x, y, t) &= \sqrt{\delta v_x(x, y, t)^2 + \delta v_t(x, y, t)^2}; \\
 \theta_{xt}(x, y, t) &= \tan^{-1} \left(\frac{\delta v_x(x, y, t)}{\delta v_t(x, y, t)} \right).
 \end{aligned} \tag{4}$$

Процесс вычисления представлен на рис. 3. Каждая пара частных производных интерпретируется

следующим образом: $\delta v_{xy} = (\delta v_x, \delta v_y)$ – форма поверхности, $\delta v_{yt} = (\delta v_y, \delta v_t)$ – вертикальное движение, $\delta v_{xt} = (\delta v_x, \delta v_t)$ – горизонтальное движение от изображения к изображению. Все рассчитываемые величины совместимы с величинами исходной последовательности изображений $v(x, y, t)$. Далее вычисляются гистограммы ориентации градиента для каждого изображения каждого из кубов δv_{xy} , δv_{yt} , δv_{xt} .

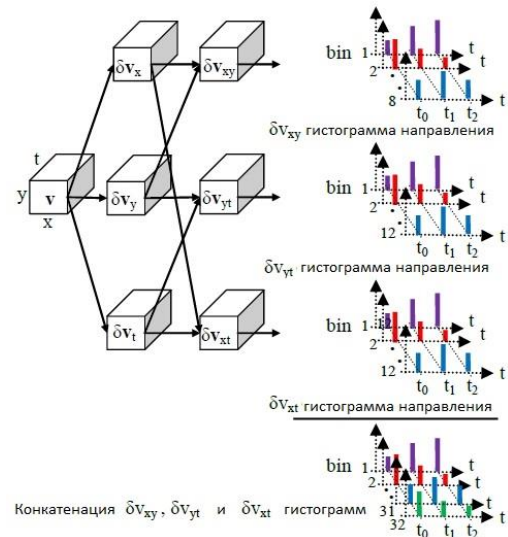


Рис. 3. Диаграмма вычисления дескриптора лицевого куба

На рис. 4 наверху представлено нейтральное изображение лица и величина градиента поверхности при единице движения Action Unit (AU) 4, на нижнем изображении – изображение лица в следующий момент времени (брови смещены к переносице). Изменение поверхности можно наблюдать по изменению плотности градиентов, которые представлены векторами в центральной части изображений. Гистограммы ориентации градиента δv_{yt} (вертикальное движение) и δv_{xt} (горизонтальное движение) содержат 12 интервалов. На рис. 5 изображен разброс границ интервалов в угловом пространстве между осями Y и t , X и t .

Пространство δv_{yt} и δv_{xt} разбито на 14 интервалов; нормальные интервалы от 1 до 12 и два специальных интервала NaN . Кроме того, нормальные 12 интервалов имеют три подгруппы a , b и c .

Интервалы NaN : содержит все векторы градиентов, скорость изменения которых в направлении t мала. Они указывают на отсутствие изменений между кадрами в соответствующем пикселе. Эти интервалы в гистограмму не включаются, а пиксели изображения исключаются, так как особенности пикселей в этих интервалах учитываются в гистограмме δv_{xy} . a -интервалы: содержат векторы градиентов, которые имеют небольшие изменения в направлении X или Y , но значительные в t ; соответствующие пиксели имеют

существенные изменения только в интенсивности. *b*-интервалы: содержат векторы градиентов с одинаковой скоростью изменения в направлениях *X* и *t* (или *Y* и *t*). *c*-интервалы: содержат векторы градиентов, которые указывают на высокую скорость изменения в направлении *Y* и относительно небольшую в *t*. Затем с помощью этих групповых классификаций выполняется оценка наличия движения в области лица. Интервалы *NaN* указывают на отсутствие или незначительное движение лица между кадрами. Интервалы *a* указывают на большие изменения интенсивности пикселей между изображениями и могут представлять такие движения, как моргание и движения бровей. Интервалы *b* и *c* указывают на появление или исчезновение кожных складок на поверхности лица. При расчете гистограммы малые векторы исключаются во всех направлениях. После вычисления для каждого изображения гистограмм кубов δv_{yt} , δv_{xt} и δv_{xy} все гистограммы, соответствующие одному и тому же изображению, объединяются в один вектор признаков и нормализуются. Таким образом, движение между изображениями последовательности $v(x, y, t)$ представляется 32-битным вектором гистограмм.

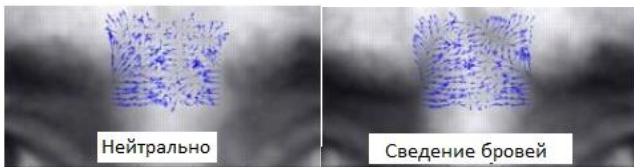


Рис. 4. Изображение градиентов на нейтральном лице и при сведении бровей

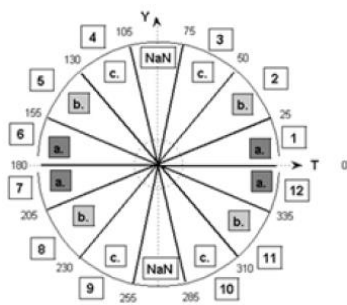


Рис. 5. Гистограммы направления δv_{yt} и δv_{xt}

Дескриптор 3DHOГ показывает наилучшие результаты при решении задач, связанных с распознаванием движения и сегментацией. С помощью дескриптора 3DHOГ имеется возможность измерить продолжительность фаз микровыражения.

С. Дескриптор локальных бинарных шаблонов по трем ортогональным плоскостям LBP-TOP

Дескриптор LBP-TOP является расширением дескриптора локального бинарного шаблона Local Binary Pattern (LBP), заключающимся в вычислении дескрипторов по трем ортогональным плоскостям *XU*, *YT*, *XT*. Плоскости *XT* и *YT* содержат информацию о пространственно-временных переходах. Все плоскости пересекаются в центральном пикселе. Для распознавания

микродвижений лица последовательность изображений делится на перекрывающиеся или неперекрывающиеся блоки, затем для каждого блока каждой последовательности изображений вычисляются дескрипторы LBP, в результате получается статистика по трем разным плоскостям, которая затем объединяется в единую гистограмму (рис. 6). Поскольку неизвестно направление движения текстуры, можно принять, что соседние точки расположены вокруг центрального пикселя по окружности, то есть радиус по пространственной оси соответствует радиусу по оси времени. Но данное допущение нецелесообразно для анализа микродвижений лица, так как по осям *X* и *Y* текстура может сохранять свой внешний вид, в то время как по оси *T* может сильно измениться в одних и тех же временных интервалах, особенно при высоком разрешении и низкой частоте кадров. Таким образом, круговая выборка соседних точек может быть заменена на эллиптическую выборку.

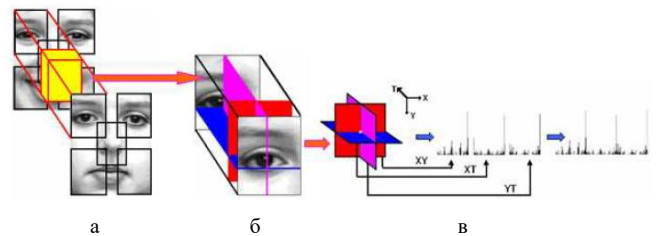


Рис. 6. Диаграмма вычисления гистограммы LBP-TOP: а – объемные блоки; б – дескрипторы LBP-TOP; в – объединенные дескрипторы LBP одного из объемных блоков

Гистограмма может быть определена следующим выражением (5):

$$H_{i,j} = \sum_{x,y,t} I\{f_j(x, y, t) = i\}, i = 0, \dots, n_j - 1; j = 0, 1, 2; \quad (5)$$

где n_j – количество разных меток, вычисленных оператором LBP в j -й плоскости ($j = 0: XY, 1: XT, 2: YT$), $f_j(x, y, t)$ – код LBP центрального пикселя (x, y, t) j -й плоскости и

$$I\{A\} = \begin{cases} 1, & \text{если } A \text{ – истина;} \\ 0, & \text{если } A \text{ – ложь.} \end{cases}$$

Нормализация гистограмм для дальнейшего сравнения проводится в соответствии с выражением (6)

$$N_{i,j} = \frac{H_{i,j}}{\sum_{k=0}^{n_j-1} H_{k,j}}. \quad (6)$$

Таким образом, метки плоскости *XU* содержат информацию о внешнем виде, метки плоскостей *XT* и *YT* содержат информацию о движении в горизонтальном и вертикальном направлениях. Затем полученные три гистограммы по каждой из плоскостей объединяется для построения глобального описания движения лица с пространственными и временными характеристиками.

LBP-TOP рассматривает распределения признаков из каждой отдельной плоскости, а затем объединяет их вместе, делая вектор признаков намного короче при увеличении числа соседних точек. Данный алгоритм упрощает извлечение признаков при большом количестве соседних точек, а также устойчив к ошибкам в выравнивании лица и не требует сегментации областей лица.

III. РЕЗУЛЬТАТЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ДЕСКРИПТОРА LBP-TOP ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ МИКРОДВИЖЕНИЙ ЛИЦА

Каждый из сравниваемых пространственно-временных дескрипторов признаков имеет свои достоинства и недостатки с точки зрения возможностей применения для анализа микровыражений лица. Выбор того или иного дескриптора существенным образом скажется на корректности обнаружения конкретных микродвижений лица, что в конечном счете повлияет на правильность распознавания скрытых эмоций в целом.

Для обнаружения микродвижений лица возможно использовать любой из описанных выше дескрипторов. Возможности распознавания выражений лица с помощью дескриптора LBP-TOP также рассматриваются в [8], что не исключает применения других дескрипторов. В [9] подробно описана реализация быстрого алгоритма дескриптора LBP-TOP на языке MATLAB®. Таким образом, на основании проведенных ранее экспериментальных исследований можно рассмотреть пример применения дескриптора LBP-TOP в рамках программного конвейера обнаружения микродвижений лица. Принципы работы программного конвейера предложены и подробно описаны в [10]. Как правило, этапу построения дескрипторов признаков предшествует этап обнаружения точек интереса на последовательности изображений. Это верно и в случае применения обычных дескрипторов, принимающих на вход двумерные данные [11], и в случае применения рассматриваемых в настоящей работе пространственно-временных дескрипторов. В ходе эксперимента вычисление дескрипторов LBP-TOP производится в локальных областях вокруг антропометрических точек лица, где потенциально могут происходить микродвижения (рис. 7). При настройке параметров дескриптора LBP-TOP наилучший результат экспериментальных исследований программного конвейера составляет 98 % корректных обнаружений микродвижений для набора SAMM [12], что свидетельствует о возможности применения этого пространственно-временного дескриптора для выявления истинных эмоций человека [13].

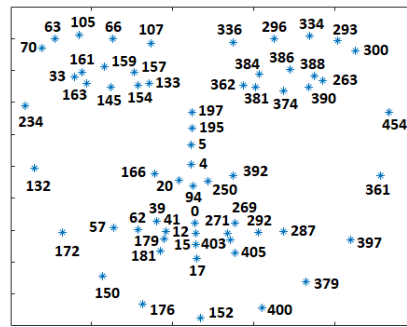


Рис. 7. Выбранные антропометрические точки для вычисления дескрипторов признаков LBP-TOP для областей вокруг них

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассмотрены наиболее известные алгоритмы пространственно-временных дескрипторов признаков, применяемых для анализа микровыражений лица: HOOF, 3DNOG и LBP-TOP. Выбор дескриптора и его параметров влияет на корректность обнаружений микродвижений лица и тем самым в перспективе на правильность распознавания скрытых эмоций человека.

Проведенные экспериментальные исследования алгоритма дескриптора LBP-TOP показывают обнадеживающие результаты до 98 % корректных обнаружений микродвижений лица для набора SAMM. В дальнейшем также возможно практическое применение дескрипторов HOOF и 3DNOG в составе разработанного программного конвейера.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Paul Ekman, *Emotion in the Human Face*, 2nd Edition, Malor Books, 2013, 456 p.
- [2] Adrian K. Davison, Cliff Lansley, Nicholas Costen, Kevin Tan, and Moi Hoon Yap, SAMM: A Spontaneous Micro-Facial Movement Dataset, in *IEEE Transactions on Affective Computing*, Volume 9, No. 1, 2018, pp. 116-129.
- [3] A.K. Davison, M.H. Yap, N. Costen, K. Tan, C. Lansley, and D. Leightley, "Micro-facial movements: An investigation on spatio-temporal descriptors," in *Computer Vision-ECCV 2014 Workshops*, Springer, 2014, pp. 111-123.
- [4] Саблина В.А., Яковлев Н.В. Обзор пространственно-временных дескрипторов признаков для анализа выражений лица // *Биотехнические, медицинские и экологические системы, измерительные устройства и робототехнические комплексы – Биомедсистемы-2020: сб. тр. XXXIII Всерос. науч.-техн. конф. студ., мол. ученых и спец., 9-11 декабря 2020 г. / под общ. ред. В.И. Жулева. – Рязань: ИП Коняхин А.В. (Book Jet), 2020. С. 292-295.*
- [5] R. Chaudhry, A. Ravichandran, G. Hager, and R. Vidal, "Histograms of oriented optical flow and Binet-Cauchy kernels on nonlinear dynamical systems for the recognition of human actions," *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, FL, 2009, pp. 1932-1939.
- [6] S. Polikovskiy, Y. Kameda, and Y. Ohta, "Facial micro-expressions recognition using high speed camera and 3d-gradient descriptor," in *Crime Detection and Prevention (ICDP 2009)*, 3rd International Conference on IET, 2009, pp. 1-6.
- [7] G. Zhao and M. Pietikainen, "Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 6, 2007, pp. 915-928.

- [8] Саблина В.А., Черненко А.Д. Распознавание выражений лица с помощью дескриптора локальных бинарных шаблонов по трем ортогональным плоскостям // Биотехнические, медицинские и экологические системы, измерительные устройства и робототехнические комплексы – Биомедсистемы-2021: сб. тр. XXXIV Всерос. науч.-техн. конф. студ., мол. ученых и спец., 8-10 декабря 2021 г. / под общ. ред. В.И. Жулева. – Рязань: ИП Коняхин А.В. (Book Jet), 2021. С. 287-290.
- [9] Xiaopeng Hong, Yingyue Xu, and Guoying Zhao, “LBP-TOP: A Tensor Unfolding Revisit,” In: Chen C.-S., Lu J., Ma K.-K. (eds) Computer Vision – ACCV 2016 Workshops, ACCV 2016, Lecture Notes in Computer Science, vol. 10116, Springer, Cham., 2017, pp. 513-527.
- [10] Giovanni Burrelli and Victoria A. Sablina, Micro-Facial Movement Detection Using LBP-TOP Descriptors for Landmark Based Regions, 10th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO) Proceedings. Budva, Montenegro, 2021, pp. 401-404.
- [11] Саблина В.А., Беляева К.А. Отслеживание точек лазерного подсвета на последовательности изображений калибровочного объекта // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. № 4 (выпуск 54, часть 2). Рязань, 2015. С. 39-44.
- [12] Anna Chernenko, Maria Ashapkina, Victoria Sablina, and Alexey Alpatov, Physical Activity Set Selection for Emotional State Harmonization Based on Facial Micro-Expression Analysis, GraphiCon 2022: 32nd International Conference on Computer Graphics and Vision, Ryazan State Radio Engineering University named after V.F. Utkin, Ryazan, Russia, September 19-22, 2022, pp. 678-687.
- [13] Саблина В.А. Технология обнаружения микролицевых движений для выявления истинных эмоций человека // Биотехнические, медицинские и экологические системы, измерительные устройства и робототехнические комплексы – Биомедсистемы-2022: сб. тр. XXXV Всерос. науч.-техн. конф. студ., мол. ученых и спец., 7-9 декабря 2022 г. / под общ. ред. В.И. Жулева. Рязань: ИП Коняхин А.В. (Book Jet), 2022. С. 11-17.