



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала: <http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК 004.93

## ОБЗОР АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦА ЧЕЛОВЕКА В БИБЛИОТЕКЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ OPENCV

**Чеботарев В.А.**

ФГАОУ ВО "БЕЛГОРОДСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ", Белгород, Россия (308015, город Белгород, ул. Победы, 85, корп. 12)., e-mail: 1319286@bsu.edu.ru

**В данной статье выполнен анализ следующих алгоритмов распознавания лица человека в библиотеке компьютерного зрения OpenCV: алгоритм Eigenfaces, алгоритм Fisherfaces, LBPН и метод Виолы-Джонса.**

Ключевые слова: LBPН, изображение, PCA, распознавание лиц, алгоритм, компьютерное зрение, OpenCV, Eigenfaces, Fisherfaces, метод Виолы-Джонса.

## AN OVERVIEW OF HUMAN FACE RECOGNITION ALGORITHMS IN THE OPENCV COMPUTER VISION LIBRARY

**Chebotarev V.A.**

BELGOROD STATE NATIONAL RESEARCH UNIVERSITY, Belgorod, Russia (308015, Belgorod, Pobedy st., 85, bldg. 12.), e-mail: 1319286@bsu.edu.ru

**This article analyzes the following human face recognition algorithms were analyzed in the OpenCV computer vision library: the Eigenfaces algorithm, the Fisherfaces algorithm, LBPН and the Viola-Jones method.**

Keywords: LBPН, Image, PCA, Face recognition, Algorithm, Computer vision, OpenCV, Eigenfaces, Fisherfaces, Viola-Jones method

Процесс распознавания лиц состоит из двух основных этапов: обучения распознавателя и самого распознавания.

Обучение распознавателя. В этом этапе используется набор данных, состоящий из изображений лиц. Каждое изображение должно содержать только одно лицо, чтобы обеспечить точность обучения. Распознаватель извлекает полезные характеристики из этих изображений. Эти характеристики могут включать в себя различные детали, такие как форма лица, расположение глаз, носа, рта и другие уникальные черты. Рекомендовано, чтобы набор данных включал изображения одного человека с разных ракурсов и при различной степени освещения, чтобы обучение было более устойчивым к изменениям условий [1].

Распознавание. На этом этапе обученный распознаватель используется для сопоставления извлеченных характеристик с изображением лица, которое нужно распознать. Обычно это происходит на стадии, когда лицо уже обнаружено, извлечено, обрезано, выровнено и изменено в размере. Распознаватель сравнивает извлеченные характеристики с

заранее обученной базой данных, чтобы определить личность человека. Также стоит отметить, что распознавание лиц может выполняться как на статических изображениях, так и в видеозаписях. В последнем случае, кадры выбираются для распознавания с определенной частотой, зависящей от реализации [2].

Важно отметить, что точность и эффективность распознавания лиц зависят от качества обучающего набора данных, используемого алгоритмом, и от самого алгоритма распознавания.

В библиотеке OpenCV реализованы три основных алгоритма распознавания лиц, которые отличаются по точности, условиям ввода и скорости. Для использования этих алгоритмов необходимо иметь подготовленные обучающие изображения с соответствующими идентификаторами. Обрезанные и выровненные изображения используются для тренировки распознавателя.

Распознаватели лиц в OpenCV имеют общий абстрактный базовый класс `cv::face::FaceRecognizer`. от этого класса происходят классы `cv::face::BasicFaceRecognizer`, включающие алгоритмы Eigenfaces и Fisherfaces, а также `cv::face::LBPHFaceRecognizer` для метода LBPH [3].

Алгоритм Eigenfaces, используемый для распознавания лиц, основывается на принципе главных компонент (Principal Component Analysis, PCA).

Обучающая выборка представляет собой набор изображений лиц, которые будут использоваться для обучения модели. Каждое изображение должно быть предварительно обработано, обрезано и выровнено, чтобы избежать влияния различий в положении и масштабе лиц, а также каждое изображение в обучающей выборке должно быть предварительно помечено с соответствующим идентификатором, чтобы система знала, какому человеку принадлежит каждое изображение.

PCA используется для выделения наиболее важных признаков (главных компонент) из обучающего набора. Главные компоненты представляют собой направления на изображении, вдоль которых есть наибольшая изменчивость.

Eigenface model строится на основе главных компонент обучающей выборки. Эти главные компоненты формируют «eigenfaces» (собственные лица), которые являются базисными функциями для представления лиц.

Тестируемое изображение также обрезается, выравнивается и подготавливается к анализу, далее проецируется на пространство главных компонент, используя те же самые компоненты, что и во время обучения. Путем сравнения проекции тестируемого изображения с проекциями изображений обучающей выборки определяется, к какому изображению из обучающей выборки тестируемое изображение наиболее близко. Наконец, система делает вывод о том, какому человеку принадлежит тестируемое изображение на основе наилучшего совпадения с обучающей выборкой.

Этот процесс позволяет использовать главные компоненты для представления лиц и определения их схожести. Eigenfaces является мощным методом, особенно при работе с большими наборами данных, но, как и любой метод, у него есть свои ограничения и требования к качеству данных [4].

Задача алгоритма представить изображение как сумму базисных компонент (изображений) (1):

$$\Phi_i = \sum_{j=1}^K w_j u_j, \quad (\text{Б.1})$$

где  $\Phi_i$  – центрированное (т.е. за вычетом среднего)  $i$ -ое изображение исходной выборки,  $w_j$  представляют собой веса и  $u_j$  собственные вектора (eigenvectors или, в рамках данного алгоритма, eigenfaces).

Алгоритм Fisherfaces – это метод распознавания лиц, основанный на анализе линейных подпространств, который является улучшением метода главных компонент (PCA) и алгоритма Eigenfaces. Он стремится учесть не только общую изменчивость в данных (как это делает PCA), но и внутриклассовую изменчивость, что делает его более эффективным в задачах классификации [5].

Блок-схема алгоритма Fisherfaces представлена на Рисунок 1.



Рисунок 1 – Блок-схема алгоритма Fisherfaces

Как видно из Рисунка 1, алгоритм Fisherfaces, как и в случае с Eigenfaces, начинается с формирования обучающей выборки, состоящей из изображений лиц. Каждое изображение центрируется путем вычитания среднего из всех изображений, чтобы учесть их изменчивость. Вычисляются within-class scatter matrix (матрица внутриклассовой изменчивости) и between-class scatter matrix (матрица межклассовой изменчивости). Затем решается обобщенная задача на собственные значения для получения собственных векторов и собственных значений. Эти векторы будут использоваться для проекции данных в новое пространство. Далее выбираются Fisherfaces – линейные комбинации собственных векторов, которые максимизируют отношение within-class scatter matrix и between-class scatter matrix. Новые изображения проецируются на пространство Fisherfaces, и затем проводится классификация на основе близости к классам.

Таким образом, Fisherfaces учитывает не только общую структуру данных, как это делает PCA, но и внутрикласовую изменчивость, что делает его более подходящим для задач распознавания лиц, особенно при наличии множества классов.

LBPН (Local Binary Pattern Histograms) – это алгоритм распознавания объектов, в частности, лиц, основанных на локальных бинарных шаблонах. В контексте распознавания лиц, этот метод часто применяется для извлечения текстурных характеристик лица [6]. Основные шаги алгоритма представлены на Рисунке 2.

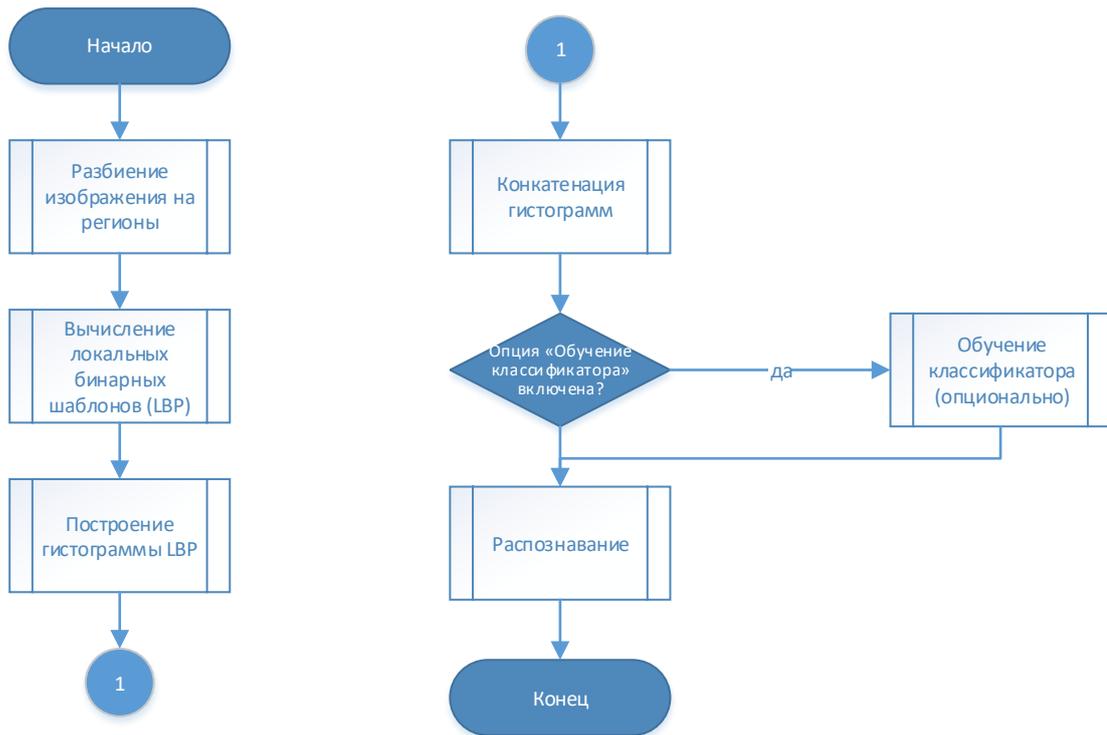


Рисунок 2 – Блок-схема алгоритма LBPН

Как видно из Рисунка 2, сначала изображение лица разделяется на небольшие большие регионы, например, на квадратные блоки. Для каждого пикселя в каждом регионе определяется его локальное окружение. Затем каждый пиксель классифицируется как 1 или 0 в зависимости от того, является ли значение пикселя больше или меньше значения центрального пикселя. Это создает локальный бинарный шаблон для каждого пикселя в регионе. Для каждого региона строится гистограмма распределения локальных бинарных шаблонов. Таким образом, каждый регион представляется в виде гистограммы, отражающей текстурные особенности. Гистограммы отдельных регионов конкатенируются, чтобы получить общее представление текстурных характеристик лица. В случае задачи распознавания лиц, полученные характеристики могут быть использованы для обучения классификатора, такого как метод k-ближайших соседей (k-NN) или метод опорных векторов. При поступлении нового изображения лица применяется тот же процесс вычисления локальных бинарных шаблонов и построения гистограммы. Затем используется обученный классификатор для распознавания лица на основе полученных текстурных характеристик.

LВРН хорошо работает в условиях изменений освещенности и выделяется простотой и эффективностью в сравнении с некоторыми более сложными методами.

Метод Виолы-Джонса — это эффективный алгоритм для обнаружения объектов, таких как лица, на изображениях. Этот метод основан на использовании примитивов Хаара. Примитивы Хаара представляют собой разбиение изображения на прямоугольные области и вычисление разности сумм пикселей в этих областях. Виола и Джонс использовали эти примитивы для быстрого и эффективного выделения характерных признаков объектов, таких как лица [7].

Примитивы Хаара имеют форму прямоугольных фильтров, которые могут быть применены к различным областям изображения. Они могут описывать различные характеристики объектов, такие как края, уровень освещенности и тени. Примитивы Хаара подбираются и комбинируются таким образом, чтобы обеспечить эффективное выделение интересных объектов [8].

Процесс обучения в методе Виолы-Джонса включает в себя использование большого набора положительных и отрицательных изображений. Положительные изображения содержат объект, который требуется обнаружить (например, лицо), а отрицательные изображения не содержат этот объект. Алгоритм обучения автоматически настраивает параметры примитивов Хаара, чтобы максимизировать различие между положительными и отрицательными образцами.

После обучения системы алгоритм используется для сканирования новых изображений с целью обнаружения объектов, например, лиц. Он применяет каскад фильтров Хаара для быстрого и эффективного определения наличия объекта на изображении. Каскад представляет собой последовательность фильтров, каждый из которых более сложен и детализирован, чем предыдущий. Это позволяет быстро отклонять участки изображения, которые маловероятно содержат интересный объект, что делает алгоритм очень быстрым и подходящим для реального времени.

В оригинальной версии алгоритма Виолы-Джонса использовались только примитивы без поворотов, а для вычисления значения признака сумма яркостей пикселей одной подобласти вычиталась из суммы яркостей другой подобласти. В развитии метода были предложены примитивы с наклоном на 45 градусов и несимметричных конфигураций. Также вместо вычисления обычной разности, было предложено приписывать каждой подобласти определенный вес и значения признака вычислять как взвешенную сумму пикселей разнотипных областей (2) [9]:

$$feature = \sum_{i \in I=1, \dots, N} w_i * RectSum(r_i) \quad (2)$$

Из значений пары пикселей сложно вынести какую-либо осмысленную информацию для классификации, в то время как из двух признаков Хаара строится, например, первый каскад системы по распознаванию лиц, который имеет вполне осмысленную интерпретацию (рисунок 3) [10].

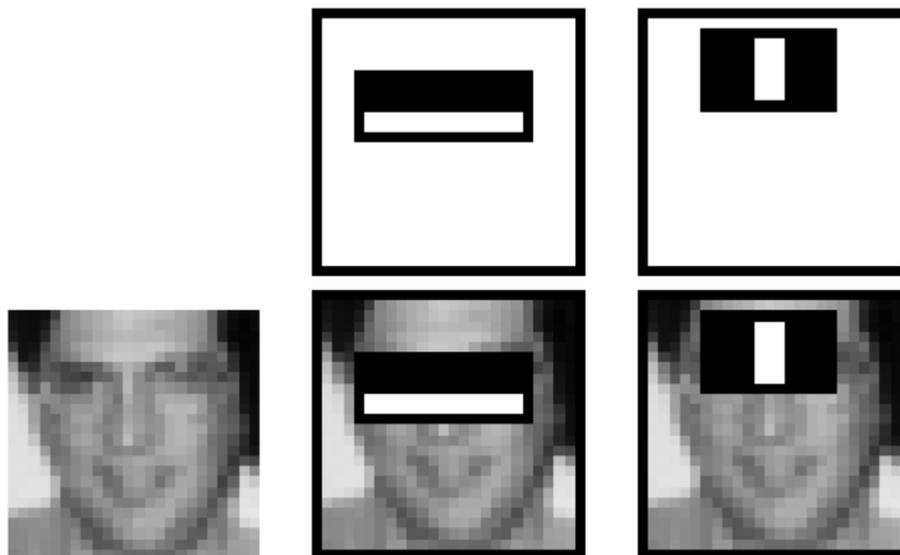


Рисунок 3 – Рисунок Б.5 – Признаки Хаара

Сложность вычисления признака так же как и получения значения пикселя остается  $O(1)$ : значение каждой подобласти можно вычислить скомбинировав 4 значения интегрального представления (Summed Area Table — SAT), которое в свою очередь можно построить заранее один раз для всего изображения за  $O(n)$ , где  $n$  — число пикселей в изображении, используя формулу (3):

$$\begin{aligned} SAT(x, y) &= SAT(x, y - 1) + SAT(x - 1, y) + I(x, y) \\ &\quad - SAT(x - 1, y - 1) \end{aligned} \quad (3)$$
$$SAT(-1, y) = SAT(x, -1) = SAT(-1, -1) = 0$$

Для определения принадлежности к классу в каждом каскаде, находится сумма значений слабых классификаторов этого каскада. Каждый слабый классификатор выдает два значения в зависимости от того больше или меньше заданного порога значение признака, принадлежащего этому классификатору. В конце сумма значений слабых классификаторов сравнивается с порогом каскада и выносятся решения найден объект или нет данным каскадом.

Выбор каскада Хаара для обнаружения лиц в OpenCV обосновывается следующими причинами:

- это быстрый алгоритм, который может обрабатывать кадры видео в реальном времени на обычном компьютере;
- каскад Хаара — относительно простой и легко настраиваемый алгоритм для обнаружения объектов. Его реализация в OpenCV упрощает процесс использования в приложениях;
- каскад Хаара хорошо подходит для обнаружения объектов определенной формы (в данном случае, лиц). Это обусловлено тем, что каскады обучаются на большом наборе положительных и отрицательных примеров, что позволяет им эффективно выявлять характерные признаки объектов;

- каскады Хаара для обнаружения лиц предоставляются вместе с библиотекой OpenCV и предварительно обучены на больших наборах данных, что делает их легко доступными для использования.

### Список литературы

1. Засыпкин, Д. С. Обзор алгоритмов распознавания лица человека в библиотеке OpenCV [Текст] / Д. С. Засыпкин // E-Scio. – 2021. - № 7 (58) – С. 80-89.
2. Кучер, М. Ю. Этапы функционирования систем распознавания лиц [Текст] / М. Ю. Кучер, Ю. С. Белов // Наука. Исследования. Практика. Сборник избранных статей по материалам Международной научной конференции. Санкт-Петербург. – 2020. – С. 91-93.
3. OpenCV documentations [Электронный ресурс]. – opencv dev team, 2011 – 2014 – URL: <https://docs.opencv.org> (дата обращения: 10.12.2023).
4. Кадров, М. С. Анализ методов распознавания лиц людей [Текст] / М. С. Кадров, А. С. Туркевич, А. А. Князева // Международный журнал прикладных наук и технологий «Integral». – 2019. - № 3 – С. 187-193.
5. Mustamin Anggo and La Arapu. Face Recognition Using Fisherface Method // Journal of Physics: Conference Series 1028012119. – 2018.
6. Aftab Ahmed, Jiandong Guo, Fayaz Ali, Farha Deeba and Awais Ahmed. LBPH Based Improved Face Recognition At Low Resolution. International Conference on Artificial Intelligence and Big Data. – 2018. – pp. 144-147.
7. Тымчук, А. И. Метод Виолы-Джонса для распознавания объектов на изображении [Текст] / А. И. Тымчук // Информатика, вычислительная техника и управление. Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки. – 2017. - № 6 – С. 63-68.
8. Амеличев, Г. Э. Распознавание лиц с использованием каскадов Хаара [Текст]/Г.Э.Амеличев, Панина В. С., Белов Ю. С.// E-Scio. – 2020. - № 8 (47) – С. 221-228.
9. P. Viola and M. Jones. Robust real-time face detection. IJCV 57(2), 2004
10. Lienhart R., Kuranov E., Pisarevsky V.: Empirical analysis of detection cascades of boosted classifiers for rapid object detection. In: PRS 2003, pp. 297-304

### References

1. Zasyupkin D. S. Obzor algoritm recognizatsii litsa cheloveka v biblioteka OpenCV [Review of algorithms for recognizing a person's face in the OpenCV library] / D. S. Zasyupkin // E-Scio. – 2021. - No 7 (58) – pp. 80-89.
2. Kucher M. Yu., Belov Yu. Investigations. Practice. Collection of selected articles based on the materials of the International Scientific Conference. Saint Petersburg. – 2020. pp. 91-93.
3. OpenCV documentations. – openCV dev team, 2011 – 2014 – URL: <https://docs.opencv.org> (accessed: 10.12.2023).
4. Kadrov M. S., Turkevich A. S., Knyazeva A. A. Analysis of methods of recognition of people's faces [Text] / M. S. Kadr, A. S. Turkevich, A. A. Knyazeva // Mezhdunarodnyi zhurnal prikladnykh nauk i tekhnologii «Integral». – 2019. - No 3 – pp. 187-193.
5. Mustamin Anggo and La Arapu. Face Recognition Using Fisherface Method // Journal of Physics: Conference Series 1028012119. – 2018.

6. Aftab Ahmed, Jiandong Guo, Fayaz Ali, Farha Deeba and Awais Ahmed. LBPH Based Improved Face Recognition At Low Resolution. International Conference on Artificial Intelligence and Big Data. – 2018. – pp. 144-147.
  7. Tymchuk A. I. Method of Viola-Jones for Recognition of Objects in the Image [Text] / A. I. Tymchuk // Informatics, Computer Science and Management. Modern Science: Actual Problems of Theory and Practice. Series: Natural and Technical Sciences. – 2017. - No 6 – pp. 63-68.
  8. Amelichev G. E., Panina V. S., Belov Yu. – 2020. - No 8 (47) – pp. 221-228.
  9. P. Viola and M. Jones. Robust real-time face detection. IJCV 57(2), 2004
  10. Lienhart R., Kuranov E., Pisarevsky V.: Empirical analysis of detection cascades of boosted classifiers for rapid object detection. In: PRS 2003, pp. 297-304
-