

«М.А. Гендельманның 110 жылдығына арналған «Сейфуллин окулары – 19» халықаралық ғылыми-практикалық конференциясының материалдары = Материалы международной научно-практической конференции «Сейфуллинские чтения – 19», посвященной 110 - летию М.А. Гендельмана» - 2023.- Т.І, Ч.ІІІ.- С. 153-157.

УДК 004.421(045)

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ

Закарьянов А.А., магистрант I-курса

Нурпейсова А.А., PhD

Шаушенова А.Г., кандидат технических наук

НАО «Казахский агротехнический исследовательский университет

имени С. Сейфуллина», г. Астана.

Распознавание лиц - это физиологический подход биометрической системы, которая идентифицирует или проверяет личность на основе векторов признаков, полученных из изображения лица. Извлечение признаков можно рассматривать как представление исходного изображения в измеримой форме для упрощения принятия решений, таких как классификация и обнаружение образов. Процесс поиска надежных и дискриминационных признаков является важным этапом в обработке изображений и компьютерном зрении. Извлечение признаков остается одним из наиболее важных этапов в распознавании образов, основной целью которого является точное получение уменьшенных признаков для классификации [1].

Извлечение признаков лица является одной из главных составляющих и проблем компьютерного зрения. Оно выполняет две важнейшие функции: преобразует входной вектор в вектор признаков, а также уменьшает его размерность. При анализе сложных данных или распознавании образов, таких как изображения лиц, одной из основных проблем является количество используемых признаков. Очень важно извлечь четко определенный признак, чтобы сделать процесс распознавания более эффективным и точным. Представление лица является основной фазой, которая должна быть правильно определена перед классификацией [2].

Неправильно отображенные лица могут повлиять на производительность классификатора. Анализ огромного объема признаков обычно требует больших затрат памяти и вычислительной мощности. Основная задача извлечения признаков заключается в получении только важной информации из входных признаков для выполнения желаемой функции на основе представления в сокращенном виде всех входных признаков. Методы, разработанные для извлечения признаков, можно разделить на две основные

категории: геометрические (основанные на признаках) и основанные на внешнем виде [3].

Геометрические методы обычно включают в себя отдельные признаки, такие как нос, глаза, рот и строение головы, которые используются при разработке модели распознавания лиц с учетом размеров и точек этих признаков. Подход, основанный на внешнем виде, применяет статистические значения для извлечения, в котором большой набор изображений лица должен быть обнаружен с помощью статистических методов или методов машинного обучения. Методы распознавания лиц были впервые применены в системах безопасности для идентификации и сравнения человеческих лиц и намного превосходят биометрические методы и методы распознавания по радужной оболочке глаза, эта техника была реализована в распознавании радужной оболочки глаза, обнаружении изображений и т.д. Недавно эти методы были исследованы в других областях и стали коммерческим инструментом идентификации и маркетинга. В 2003 году был предложен подход к распознаванию лиц, сочетающий байесовский вероятностный классификатор и ответы фильтра Габора.

Для оценки этой системы были использованы две базы данных изображений: база данных XM2VTS, на которой авторы получили точность 97,10%, и база данных AR, которая дала точность 93,30%. Авторы [4] применили на практике использование искусственных нейронных сетей для распознавания лиц на векторах признаков, полученных с помощью анализа главных компонент (PCA), а затем с помощью линейного дискриминантного анализа (LDA). Авторы получили удовлетворительные результаты на наборе данных ORL. Алаа Элейан и др. получили точность 95,00% при использовании PCA и 97,00% при использовании LDA. Mayank Agarwal и др. в своих работах получили точность 97,01%, сочетая PCA и ANN, как и Alaa Eleyan и др. В 2012 году были реализованы некоторые подходы с использованием случайных лесов и двух экстракторов признаков лица: Wavelet Gabor и Histogram of Oriented Gradients (HOG) [8]. Результаты, полученные на базе данных ORL, составили: 95,10% и 95,70% для HOG и Gabor.

Модель для распознавания лиц была предложена Zhiming Xie и другими [5]. На рисунке 1 показана архитектура этой модели, основанная на двух основных моментах: количестве нейронов скрытого слоя и количестве карт признаков сверточного слоя. Это позволило еще больше повысить точность распознавания лиц. Данная архитектура CNN включает входной слой, сверточный слой 1, слой объединения 1, сверточный слой 2, слой объединения 2, полностью подключенный слой и слой классификации с регрессией Softmax. Таким образом, они определили структуру C1-C2-N, где C1 - количество карт признаков в первом сверточном слое, C2 - количество карт признаков во втором сверточном слое, а N - количество нейронов скрытого слоя. Проведя несколько наборов экспериментальных тестов, Zhiming Xie и др. нашли оптимальную модель 36-76-1024 и получили скорость распознавания лиц, достигающую 100% [5] на базе данных ORL.

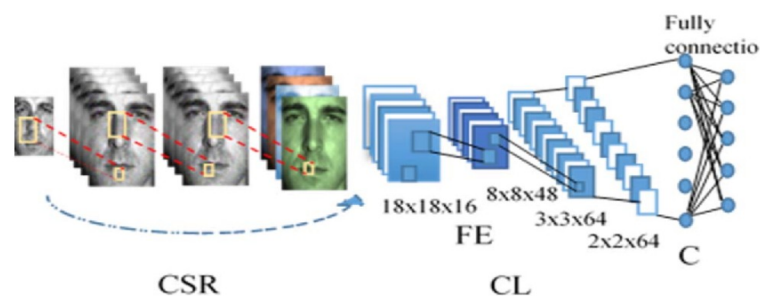


Рисунок 1. Модель инфраструктуры CNN, разработанная для эксперимента. [5]

Различные методы извлечения признаков можно разделить на две основные категории: подход, основанный на внешнем виде (целостный), и подход, основанный на признаках (геометрический).

При подходе, основанном на внешнем виде, в качестве входных данных системы рассматривается вся область лица. Он обрабатывает изображение лица как двумерные шаблоны, понятие признака в этом подходе отличается от простых черт лица, таких как глаза и рот. Любая извлеченная характеристика из изображения называется признаком. Этот метод является лучшим в извлечении признаков лица, поскольку он сохраняет важную информацию изображения и отбрасывает избыточную информацию. Существует несколько методов, основанных на внешности, которые включают: анализ главных компонент (PCA), линейный дискриминантный анализ (LDA), проекции, сохраняющие локальность (LLP), проекции, сохраняющие локальность (LLP), анализ независимых компонент (обобщение PCA) и линейный дискриминантный анализ (LDA).

1. *Linear Discriminant Analysis (LDA).*

Эта техника также известна как *fisherface* [6]. LDA - это мощная техника сокращения данных и извлечения признаков, используемая для разработки системы распознавания лиц [7]. Она создает эффективное представление, которое линейно преобразует исходное пространство данных в низкоразмерное с фокусом на наиболее дискриминантные признаки (выполняет сокращение размерности, сохраняя как можно больше дискриминантной информации о классе). Метод дает ссылку на векторы признаков в исходном пространстве, которые лучше всего представляют лучшие дискриминационные признаки среди классов, а не лучше всего описывают данные. LDA проецирует изображение лица из высокоразмерного пространства изображений в низкоразмерное изображение путем вычисления преобразования, которое максимизирует разброс между классами и минимизирует разброс внутри класса.

2. *Principal Component Analysis (PCA).*

PCA обычно используется для извлечения признаков и представления данных в компьютерном зрении и распознавании образов, например, для распознавания лиц. Он обычно используется для уменьшения числа

признаков лица при распознавании лиц. Он ищет набор репрезентативных проекционных векторов признаков таким образом, чтобы проецируемые образцы сохраняли наибольшую информацию об исходных образцах. Метод PCA применяет преобразование векторного пространства для уменьшения размерности большой базы данных.

3. *Local Preserving Projections (LPP).*

Linearity Preserving Projection (LPP) - это подход к извлечению признаков, в котором основное внимание уделяется объединению преимуществ линейных методов и локальных нелинейных методов сокращения размерности путем нахождения линейного отображения, которое минимизирует функцию стоимости собственных карт Лапласиана. LPP представляет собой линейное приближение нелинейных собственных карт Лапласиана, когда данные высокой размерности лежат на многообразии низкой размерности, встроенном в пространство данных. Этот метод сохраняет локальную структуру данных, в отличие от PCA и LDA, которые сохраняют глобальную структуру признаков или данных [8].

4. *Feature-Based Approach (Geometric Approach).*

Метод, основанный на признаках, уделяет основное внимание чертам лица, таким как глаза, нос и рот, а также другим фидуциальным меткам, чтобы построить модель на основе положения и размера этих характеристик для формирования вектора признаков. Затем применяются стандартные статистические методы распознавания образов для сопоставления лиц с помощью этих измерений. К методам, основанным на признаках, относятся: упругое сопоставление пучков (EBGM), локальный бинарный паттерн (LBP) и Габор-фильтр. Вектор признаков представляет геометрические связи между точками лица, таким образом, сводя входное изображение лица к вектору геометрических признаков [9]. Расстояние между признаками определяется и используется для представления изображения лица.

Несмотря на большое разнообразие представленных алгоритмов, можно выделить общую структуру процесса распознавания лиц:

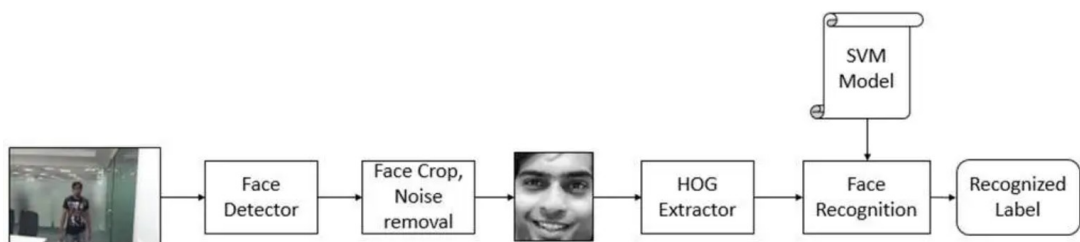


Рисунок 2. Общий процесс обработки изображения лица при распознавании

Распознавание лиц с использованием нейронных сетей — наиболее широко используемый в настоящее время метод распознавания лиц, в рамках которого применяются четыре способа [10]:

- эмпирический, пригодный для распознавания одного лица и заключающийся в построении перпендикулярных гистограмм;
- инвариантный — так же непригодный для распознавания при наличии других лиц на фоне, и построенный на идентификации комплексных признаков лица;
- авторский — детектирование определённых шаблонов на каждом сегменте лица с помощью алгоритма, определяемого разработчиком;
- обучаемый — основанный на принципах машинного обучения алгоритм, использующий базы данных и определяющий лицо с помощью вектора признаков.

Высокая вычислительная эффективность использования нейронных сетей обусловлена параллельностью работы алгоритмов, а также слабым влиянием затенённости изображения на конечный результат, а недостаток заключается в том, что при добавлении нового элемента в базу данных требуется полное переобучение нейросети с учётом новой записи в базе.

Важно учесть, что в условиях реального применения метода, основной сложностью является неполная видимость лица, которое требуется распознать, соответственно наиболее эффективный метод должен работать и при таких обстоятельствах. Исходя из вышеописанного, можно сделать вывод — наиболее эффективным методом распознавания лиц является метод, связанный с использованием нейронных сетей. Его преимущество на фоне остальных методов заключается в слабом влиянии искажений изображения, аксессуаров, бороды, волос на конечный результат.

Данная статья была написана в рамках проекта ИРН №АР09259657 «Исследование и разработка автоматизированной системы прокторинга для контроля знаний студентов в условиях дистанционного обучения».

Список использованной литературы:

1. Yan LeCun, Leon Bottou, Yoshua Bengio & Patrick Haffner. Gradient Based Learning Applied to Document Recognition. (1998). Retrieved from <http://ieeexplore.ieee.org/document/726791/#full-text-section>
2. Altman, N. (1992). An Introduction to Kernel and Nearest-Neighbor Nonparametric Regression. *The American Statistician*, 46(3), 175–185. <https://doi.org/10.2307/2685209>
3. Chakrabarti, D., Dutta, D. (2013). Facial Expression Recognition Using Eigenspaces. *Procedia Technology*, 10, 755–761. <https://doi.org/10.1016/j.protcy.2013.12.419>
4. Chen, J., Jenkins, W. K. (2017). Facial recognition with PCA and machine learning methods. *Midwest Symposium on Circuits and Systems*, 2017–August, 973–976. <https://doi.org/10.1109/MWSCAS.2017.8053088>
5. Rodavia, M. R. D., Bernaldez, O., Ballita, M. (2017). Web and mobile based facial recognition security system using Eigenfaces algorithm. *Proceedings*

of 2016 IEEE International Conference on Teaching, Assessment and Learning for Engineering, TALE 2016, (December), 86–92.
<https://doi.org/10.1109/TALE.2016.7851776>

6. Saitta, L. (1995). Support-Vector Networks SVM.pdf, 297, 273–297.
<https://doi.org/10.1007/BF00994018>

7. P. S. Gharamaleki and H. Seyedarabi. “Face recognition using Eigen faces, PCA and support vector machines”. In: European Journal of Applied Engineering and Scientific Research 4.3 (2015), pages 24–30.

8. T. A. H and D. Sachin. “Dimensionality Reduction and Classification through PCA and LDA”. In: International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) 122.17 (2015), pages 100–104.

9. K.S.Maheswari and C. Babu. “A Color Face Recognition Using PCA and KNN Classifier”. In: International Journal and Magazine of engineering, Technology, Management and research 2.9 (2015), pages 1110–1116.

10. V. W. Parate and P. Patel. “PCA, DCT and DWT based Face Recognition System using Random Forest Classifier”. In: International Journal of Digital Application and Contemporary research 3.6 (2015), pages 1–7.