

УДК 004.921

Г.А. Пекшев, В.И. Свиридов  
**ХАРАКТЕРИСТИКИ МОДЕЛЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛИЦ**  
*Воронежский институт высоких технологий*

*В статье рассматриваются характеристики моделей изображений лиц.*

**Ключевые слова:** распознавание, лицо, изображение.

Существуют методы, которые проводят решение проблемы распознавания изображений таким образом, что, не осуществляя попыток по явному виду формализации процессов, происходящих в человеческом мозге, стремятся к выявлению закономерностей и свойств изображений неявно, используя методы, связанные с математической статистикой и машинном обучении [1-16]. Подходы такой категории базируются на инструментарии по распознаванию образов, проводя рассмотрение задачи по обнаружению лица, в виде частного случая задач распознавания [17]. Для изображения или его фрагмента устанавливается соответствие определенным образом, по вычисленному вектору признаков, который применяется при осуществлении классификации изображений для двух классов - лицо/не лица. В качестве самого распространенного способа по получению вектора признаков - это применение самих изображений: происходит переход каждого пикселя в компонент вектора, превращаются черно-белые изображения  $n \times m$  в векторы пространства  $R^{n \times m}$ . В качестве недостатка таких представлений можно назвать высокую размерность по пространству признаков. В качестве достоинства можно отметить то, что применяя все изображение целиком вместо полученных на базе его характеристик, из всех процедур формирования классификаторов, в том числе выделяя устойчивые признаки для распознавания, происходит полное исключение участия человека, что возможным образом снижает вероятности ошибки построения неправильных моделей изображений лиц, вследствие появления неверных решений и заблуждений разработчиков.

Большей частью проведение поиска областей лица на изображениях на основе методов, базирующихся на построении математических моделей изображений лиц, связано с полным перебором всех прямоугольных фрагментов изображений по любым размерам и проведению проверок у каждого из фрагментов на существование области лиц. Поскольку схема по полному перебору имеет такие безусловные недостатки, как избыточность и большую вычислительную сложность, авторы применяют разные методы по сокращению числа рассматриваемых фрагментов.

Применяют метод главных компонент для того, чтобы снижать размерность по пространству признаков, практически не идет потеря информативности по тренировочному набору объектов, в данном случае -

изображение лица. При использовании метода главных компонент по отношению к наборам векторов в линейном пространстве  $R^n$ , дает возможности перехода к таким базисам пространства, что будет направление основной дисперсии набора под нулевым углом к первым осям базиса, которые называются главными осями или компонентами. В результате, основные изменчивости векторов в тренировочном наборе можно представить в виде нескольких главных компонент, и возникает возможность, не учитывая оставшиеся, сделать рассмотрение пространства с существенно меньшей размерностью. При натягивании на достигнутые таким образом главные оси подпространства с размерностью  $m \ll n$  можно считать как оптимальное среди различных пространств с размерностью  $m$  в том смысле, что будет наименьшая ошибка, описывающая тренировочные наборы изображений.

В приложениях к задачам по обнаружению лиц, метод главных компонент большей частью используют таким образом. После проведения вычислений по главным осям в тренировочном наборе изображений лиц, происходит проекция вектора признаков в тестовом изображении на то подпространство, которое образовано главными осями. Идет вычисление двух величин: расстояния от проекций тестового вектора до среднего вектора в тренировочном наборе, и расстояния от тестового вектора до его проекции, лежащей в подпространстве главных компонент. Базируясь на таких расстояния, выносят решения о принадлежности тестовых изображениях к классам изображений лиц.

Во многих случаях при анализе изображений требуется использовать комплексный подход [18-36].

В факторном анализе, как и многих методах анализа многомерных данных, происходит ориентация на гипотезе о том, что те переменные, которые наблюдают, представляют собой косвенные проявления по отношению к небольшому числу определенных скрытых факторов. В результате, факторный анализ представляет собой моделей и методов, которые ориентированы на определение и проведение анализа скрытых зависимостей среди наблюдаемых переменных. В сфере задач распознавания, в качестве наблюдаемых переменных обычно рассматривают признаки объектов. Тогда факторный анализ рассматривают в виде обобщения метода главных компонент.

Целями в факторном анализе в сфере задачи по обнаружению лиц является получение модели изображения лица при обозримом числе параметров, на основе которой можно осуществлять оценки близости тестовых изображений к изображению лиц.

Методы, применяющие метод главных компонент и факторный анализ определяют необходимость для тренировок классификаторов лишь наборов положительных случаев по распознаванию изображений в

области лиц, при их использовании не требуется использование контрпримеров, то есть рассматривают изображения без лиц. Способы, которые описаны ниже, должны быть пояснены также и контрпримерами, что определяет еще одну проблему – возможности поиска репрезентативного набора изображений "не-лиц" для успешных тренировок классификатора? В работе дано описание решения такой проблемы на основе метода самонастройки. Указанный метод связан с постепенным формированием наборов контрпримеров, на основе результатов осуществляемых тестов. Для первого шага при тренировке классификаторов требуется применение небольших тренировочных наборов изображений-контрпримеров. Затем происходит тестирование, основываясь на определенной случайной выборке, которую берут из баз данных изображений. Те изображения, которые, в ходе тестов ошибочно распознаются, в виде лиц, добавляют в наборы контрпримеров и тренировки повторяется.

Использование метода главных компонент и факторного анализа является мощным и удобным способом при получении подпространств для эффективных представлении классов объектов для многих случаев, но при этом они не обязательно считаются как оптимальные инструменты при моделировании многообразий изображений областей лиц. Попытки построения модели, состоящей из некоторых кластеров в изображениях областей лиц и "не-лицо", проводя моделирование каждой из них на основе многомерных нормальных плотностей распределения, были сделаны. Проводя рассмотрение черно-белых изображений с размером 19x19 пикселей как векторов в 361-мерных пространствах, были найдены наборы кластеров, которые были образованы изображениями областей лиц и "не-лиц". Данные по расстояниям до этих кластеров были переданы через нейронные сети, выносившие решения о наличии областей лица на изображении.

При линейном дискриминантном анализе, в отличие от методов главных компонент и факторном анализе, не определяется цель, как определить подпространства с меньшей размерностью, наилучшим образом описывающей наборы тренировочных изображений. Основная задача состоит в том, чтобы определить проекцию в пространстве, для которого разница среди разных классов объектов максимальна. Указанное требование рассматривается как достижение максимально компактных кластеров, которые соответствуют различным классам, которые удалены по максимально возможному расстоянию. На основе линейного дискриминантного анализа есть возможности выявления подпространства с небольшой размерностью, для которого идет минимальным образом пересечение кластеров изображений области лиц и

"не-лицо". Осуществление классификации в таком пространстве идет заметно проще.

Целями в тренировке большинства классификаторов является минимизация ошибки в классификации на тренировочных наборах, также называемых эмпирическими рисками. При этом в отличие от них, на основе метода, использующего опорные вектора есть возможности построения классификатора, минимизирующего верхние оценки в ожидаемой ошибке классификации, это касается и неизвестных объектов, которые не входят в тренировочный набор. Применение методов опорных векторов в задачах по обнаружению областей лиц связано с поиском гиперплоскостей в признаковом пространстве, отделяющем классы изображений области лиц от изображений "не-лиц".

Возможности по линейному разделению таких сложных классов, как изображений областей лиц и "не-лиц" представляются маловероятными. Но при этом, классификации на основе опорных векторов дает возможности использования аппарата ядерных функций при неявном проецировании векторов-признаков в пространстве с потенциально намного более высокой размерностью, для которого классы могут быть линейно разделимыми. Проведение неявного проецирования на основе ядерных функций не ведет к росту времени по вычислениям, что дает возможности по успешному использованию линейного классификатора для линейно неразделимых классов.

Долгое время нейронные сети успешно применяли при решении многих задач распознавания. Для того, чтобы решать проблемы обнаружений областей лица привлекали большое число нейронных сетей разных архитектур, например: многослойные персептроны и другие. В качестве достоинств по применению нейронных сетей при решении задач обнаружения областей лиц - возможности получения классификаторов, хорошо моделирующих сложные функции распределения по изображениям областей лиц. В качестве недостатка, можно отметить, необходимость в тщательных и кропотливых настройках нейронных сетей для того, чтобы получать удовлетворительный результат классификации.

Можно сделать попытку перевода Sparse Network of Winnows (SNoW) таким образом, как "разреженную сеть по просеивающим элементам". При обнаружении областей лиц SNoW является двухслойной сетью, у которой входной слой имеет узлы, по каждому из которых есть соответствие некоторым характеристикам входного изображения (генерируется 1 при существовании некоторых особенностей и 0 в случае их отсутствия на изображениях), выходной же имеет всего из два узла, для каждого из которых есть соответствие соответствующим классам распознаваемым изображений ("лицо", "не-лицо"). Характеристиками изображений, которые анализируются, являются флаги по равенству

определенным величинам средних значений и дисперсий яркостей в каждом из прямоугольных фрагментов изображений с размерами 1x1, 2x2, 4x4 и 10x10 (для всех изображений имеются размеры 20x20 пикселей). Можно говорить о пространстве признаков размерности 135424. Когда проводится классификация, на входных узлах считывается информация о существовании определенных характеристик в обрабатываемых изображениях. В узлах выходного слоя происходит вычисление линейной комбинации сигналов, которые генерируются во входных узлах. Происходит задание коэффициентов линейной комбинации на основе весов связей среди входных и выходных узлов. Когда превышает заданный порог, то принимают решение о существовании областей лиц на изображениях.

SNoW специально была разработана для тех случаев при классификации, в которых возможное число характеристик по объектам, важным для того, чтобы проводить классификацию может быть достаточно большим, но неизвестно заранее сколько их. В разреженной архитектуре сети можно применять очень большое число свойств изображений как входные данные, так как при процессах тренировок все несущественные характеристики отбрасывают, и они не ведут к замедлению, в конечном счете, функционирования классификаторов.

Скрытые марковские модели представляют собой один из методов для того, чтобы получать математическую модель, для описания характеристик, в некотором наблюдаемом сигнале. Скрытые марковские модели относят к классам стохастических моделей. В стохастических моделях стремятся проводить характеристики лишь статистических свойств сигнала, не имея информацию о том, каковы его специфические свойства. В качестве основы стохастических моделей рассматривают допущения о том, что сигналы могут быть описаны на основе некоторого параметрического случайного процесса, и что можно оценить параметры такого процесса достаточно точным образом, оценены на основе некоторого, вполне определенного способа. Можно проводить рассмотрение настроенной скрытой марковской модели как источника некоторых случайных сигналов, имеющего вполне определенные характеристики. В скрытой марковской модели, которая уже настроена, есть возможности подсчета вероятностей генерации тестовых сигналов данными моделями. В приложении к задачам распознавания, представляя вектора признаков объекта в виде сигналов, есть возможности моделирования класса объектов на основе скрытой марковской модели. Вероятности по принадлежности тестовых объектов к классам, заданным скрытой марковской моделью, можно классифицировать как вероятности по генерации сигналов, соответствующих их векторам признаков. Проведение настройки скрытой марковской модели заключается её в

модификации параметров с тем, чтобы добиваться максимальную вероятность для генерации сигналов, которые соответствуют векторам в тренировочном наборе.

При использовании скрытых марковских моделей в задачах по обнаружению областей лиц, необходимо определять способы, на основе которых происходит преобразование изображений областей лиц в сигналы. Изображения областей лиц можно естественным образом разделять на определенное число горизонтальных областей: у людей виден лоб, подбородки, область рта, глаза. Лица можно представлять как сигналы, в которых происходит передача таких областей в определенном порядке, в большинстве случаев, сверху-вниз, слева-направо. В результате, изображение областей лица можно представить как последовательность наблюдений векторов, в которых каждый из векторов представляется как горизонтальная полоса пикселей лиц, для которых происходит передача во время тренировок и распознавания случайным процессам, моделируемым скрытой марковской моделью.

На основе активных моделей, относящихся к внешнему виду можно осуществлять моделирование изображений объектов, которые подвержены как жестким, так и нежестким деформациям [37-48]. В жесткой деформации говорят о любой деформации, которую можно представлять в виде комбинации переносов, поворотов и масштабирования. В активную модель внешнего вида входят наборы параметров, некоторые из которых осуществляют контроль формы объекта, а остальными задается его текстура. Параметры модели выбирают автоматическим образом, ориентируясь на наиболее характерные деформации по форме и изменениям в текстуре, которые присутствуют в тренировочных наборах изображений объектов. В активной модели внешнего вида областей лиц идет задание изменений форм областей лица и его характерных черт, и помимо этого возможных изменений текстур областей лиц. При решении задач по обнаружению областей лиц на изображении, делают попытки найти параметры активной модели, которая относится к внешнему виду, которыми задаются изображения наиболее близкие к наблюдаемым. Степень того, насколько близок внешний вид модели для оптимальной конфигурации к наблюдаемым изображениям, определяет возможности оценки - видим мы лицо или нет.

Алгоритмы анализа изображений могут быть использованы при подготовке инженерных работников [49-50].

## ЛИТЕРАТУРА

1. Головинов С.О., Миронченко С.Г., Щепилов Е.В., Преображенский А.П. Цифровая обработка сигналов / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2009. № 4. С. 064-065.
2. Преображенский А.П., Чопоров О.Н. Алгоритмы прогнозирования радиолокационных характеристик объектов при восстановлении радиолокационных изображений / Системы управления и информационные технологии. 2004. Т. 17. № 5. С. 85-87.
3. Косилов А.Т., Преображенский А.П. Восстановление радиолокационных изображений объектов с использованием методов радиоголографии / Вестник Воронежского государственного технического университета. 2005. Т. 1. № 8. С. 79-81.
4. Коденцев Е.И., Преображенский А.П. Некоторые характеристики радиочастотной идентификации / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2014. № 12. С. 22-23.
5. Блохина Т.В. Исследование алгоритмов обработки изображений / Современные наукоемкие технологии. 2013. № 8-1. С. 70.
6. Пивоварова Ю.А. Об обработке радиоизображений / Современные наукоемкие технологии. 2013. № 8-1. С. 61.
7. Вострикова О.С. Особенности разработки подсистемы анализа сигналов с различными помехами / В мире научных открытий. 2010. № 4-3. С. 143-144.
8. Гащенко И.А. Разработка программного средства распознавания изображений сигналов / Современные наукоемкие технологии. 2014. № 5-2. С. 37-38.
9. Щепилов Е.В. Автоматизация процесса распознавания изображений сигналов сложной формы / В мире научных открытий. 2010. № 4-4. С. 39-40.
10. Любимова М.А. Вопросы фрактальной обработки и сжатия изображений / Успехи современного естествознания. 2011. № 7. С. 147.
11. Кульнева Е.Ю., Ружицки Е. Вопросы многочастотной обработки сигналов в информационных системах / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2013. № 11. С. 68-71.
12. Пивоварова Ю.А. Об обработке радиоизображений / Современные наукоемкие технологии. 2013. № 8-1. С. 74.
13. Блохина Т.В. Особенности исследования алгоритмов обработки изображений / Современные наукоемкие технологии. 2014. № 5-2. С. 31.
14. Щепилов Е.В. Построение алгоритма распознавания изображений сигналов сложной формы / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2009. № 5. С. 216-221.

15. Васильева К.С. Проблемы обработки изображений / Современные наукоемкие технологии. 2014. № 5-2. С. 34.
16. Босова О.В. Проблемы обработки изображений в технических системах / Успехи современного естествознания. 2012. № 6. С. 105а.
17. Wu Bo. A Multi-View Face Detection Based on Real Adaboost Algorithm/ Computer Research and Development, 42 (9), pp.1612-1621, 2005.
18. Чутченко Ю.Е., Преображенский А.П. Исследование возможности улучшения качества изображения / Территория науки. 2007. № 3. С. 364-369.
19. Преображенский А.П. Анализ методов кодирования разных видов информации / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2013. № 10. С. 74-77.
20. Федоринова Н.В., Преображенский А.П. Исследование исправляющей способности кодов / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2008. № 3. С. 094-097.
21. Lvovich I.Ya., Preobrazhensky A.P., Choporov O.N. Analysis of potential of error-correcting capabilities of codes / Life Science Journal. 2013. T. 10. № 4. С. 830-834.
22. Пеньков П.В. Экспертные методы улучшения систем управления / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2012. № 9. С. 108-110.
23. Фомина Ю.А., Преображенский Ю.П. Принципы индексации информации в поисковых системах / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2010. № 7. С. 98-100.
24. Преображенский Ю.П. Разработка методов формализации задач на основе семантической модели предметной области / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2008. № 3. С. 075-077.
25. Зяблов Е.Л., Преображенский Ю.П. Построение объектно-семантической модели системы управления / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2008. № 3. С. 029-030.
26. Львович Я.Е., Преображенский Ю.П., Паневин Р.Ю. Адаптивное управление марковскими процессами в конфликтной ситуации / Вестник Воронежского государственного технического университета. 2008. Т. 4. № 11. С. 170-171.
27. Ермолова В.В., Преображенский Ю.П. Методика построения семантической объектной модели / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2012. № 9. С. 87-90.
28. Иванов М.С., Преображенский Ю.П. Разработка алгоритма отсечения деревьев / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2008. № 3. С. 031-032.
29. Зяблов Е.Л., Преображенский Ю.П. Разработка лингвистических средств интеллектуальной поддержки на основе



имитационно-семантического моделирования / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2009. № 5. С. 024-026.

30. Преображенский Ю.П., Ермаченко А.С. Сравнительный анализ алгоритмов поиска текстовых фрагментов / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2010. № 7. С. 76-78.

31. Паневин Р.Ю., Преображенский Ю.П. Реализация транслятора имитационно-семантического моделирования / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2009. № 5. С. 057-060.

32. Преображенский Ю.П. Алгоритм нахождения оптимальной стационарной стратегии для марковских процессов принятия решений / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2010. № 6. С. 81-82.

33. Максимов И.Б. Принципы формирования автоматизированных рабочих мест / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2014. № 12. С. 130-135.

34. Гончарова Н.П. Применение методов аппроксимации данных / Успехи современного естествознания. 2011. № 7. С. 97а.

35. Мозговой А.А. Проблемы существующих методик оптического распознавания рукописного текста / Вестник Воронежского государственного технического университета. 2012. Т. 8. № 7-1. С. 22-25.

36. Рогожин С.В., Преображенский А.П. Цифровая обработка рентгеновских снимков / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2009. № 4. С. 034-036.

37. Львович Я.Е., Львович И.Я. Принятие решений в экспертно-виртуальной среде / Воронежский ин-т высоких технологий, Российский новый ун-т, Воронежский филиал. Воронеж, ООО "Издательство "Научная книга", 2010, 139 с.

38. Чопоров О.Н., Чупеев А.Н., Брегеда С.Ю. Методы анализа значимости показателей при классификационном и прогностическом моделировании / Вестник Воронежского государственного технического университета. 2008. Т. 4. № 9. С. 92-94.

39. Чопоров О.Н., Наумов Н.В., Куташова Л.А., Агарков А.И. Методы предварительной обработки информации при системном анализе и моделировании медицинских систем / Врач-аспирант. 2012. Т. 55. № 6.2. С. 382-390.

40. Чопоров О.Н., Разинкин К.А. Оптимизационная модель выбора начального плана управляющих воздействий для медицинских информационных систем / Системы управления и информационные технологии. 2011. Т. 46. № 4.1. С. 185-187.

41. Дешина А.Е., Ушкин И.А., Чопоров О.Н. Интегральная оценка общего риска при синтезе ИТКС на основе параметров риска ее компонентов / Информация и безопасность. 2013. Т. 16. № 4. С. 510-513.

42. Чопоров О.Н., Гладских Н.А., Пронин С.С., Чудинов М.И., Семенов С.Н., Матюшевский К.Л. Рационализация управления региональными системами на основе использования методов системного анализа, информационных и ГИС-технологий / Прикладные информационные аспекты медицины. 2007. Т. 10. № 2. С. 15-19.
43. Душкин А.В., Чопоров О.Н. Декомпозиционная модель угроз безопасности информационно-телекоммуникационным системам / Информационная и безопасность. 2007. Т. 10. № 1. С. 141-146.
44. Дешина А.Е., Чопоров О.Н., Разинкин К.А. Информационные риски в мультисерверных системах: выбор параметров системы защиты / Информационная и безопасность. 2013. Т. 16. № 3. С. 365-370.
45. Аникин В.В., Аюпов Р.Ш., Аюпова К.В., Батенькина О.В., Васильев О.М.В., Завистовская Т.А., Ипатов Ю.А., Кастаргин М.А., Ковалев А.Ю., Ковалева Н.А., Ковшов Е.Е., Кривецкий А.В., Кульнева Е.Ю., Львович И.Я., Маракасов Ф.В., Нырков А.П., Преображенский А.П., Савченко А.А., Соколов С.С., Хозяинова Т.В., Чернова О.В., Шевчук И.Б., Щелоков С.А. Автоматизация и информационные технологии - от постановки до ввода в эксплуатацию / Одесса, 2013, Издательство: Куприенко Сергей Васильевич, 216 с.
46. Преображенский Ю.П., Паневин Р.Ю. Формулировка и классификация задач оптимального управления производственными объектами / Вестник Воронежского государственного технического университета. 2010. Т. 6. № 5. С. 99-102.
47. Данилова А. В., Юрочкин А. Г. Вопросы обработки цифровых изображений / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2014. № 13. 110-112
48. Львович Я.Е. Многоальтернативная оптимизация: теория и приложения / Воронеж, 2006, Издательство "Кварта", 415 с.
49. Жданова М.М., Преображенский А.П. Вопросы формирования профессионально важных качеств инженера / Вестник Таджикского технического университета. 2011. Т. 4. № 4. С. 122-124.
50. Свиридов В.И. Технологии, применяемые при подготовке современных инженеров / Вестник Воронежского института высоких технологий. 2012. № 9. С. 151-152.

G.A. Pekshev, V.I.Sviridov

## THE CHARACTERISTICS OF MODELING OF FACIAL IMAGES

*Voronezh Institute of High Technologies*

*The article discusses the characteristics of the simulation facial images.*

**Keywords:** recognition, face, image.

