

УДК 004.93

С.С.Раджабов¹, О.А.Даминов¹, С.Н.Мирзаева²

¹Институт математики и информационных технологий АН РУз (г. Ташкент, Узбекистан),

²Академический лицей при ТУИТ (г. Ташкент, Узбекистан)

АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ЧЕЛОВЕКА ПО ИЗОБРАЖЕНИЮ ЛИЦА, ОСНОВАННЫЕ НА ПОТЕНЦИАЛЬНЫХ ФУНКЦИЯХ

В докладе рассматриваются вопросы построения алгоритмов распознавания человека по изображению лица. В качестве исходного алгоритма рассмотрен алгоритм распознавания, основанный на принципе потенциалов. Отличительными особенностями разработанных алгоритмов являются выявление "независимых" подмножеств взаимосвязанных признаков, определение набора репрезентативных признаков и выделение предпочтительной модели зависимости. Для проверки работоспособности предложенных алгоритмов проведены экспериментальные исследования по распознаванию личности человека по изображению лица.

Ключевые слова: распознавание образов, модель зависимости, функция близости, сильносвязанные признаки, репрезентативные признаки, решающее правило.

Введение. Одно из перспективных и быстро развивающихся направлений компьютерного зрения связано с вопросами распознавания человека по изображению лица, получившее широкое распространение в последние годы [1,2]. Популярность этих вопросов обусловлено тем, что, во-первых, системы распознавания человека по изображению лица основываются на уникальных биологических характеристиках человека, однозначно определяющих конкретного человека. Во-вторых, данные системы относительно недорогие и весьма удобны, так как они могут функционировать незаметно для человека.

Методы и алгоритмы распознавания человека можно широко использовать при создании компьютерных систем, ориентированных на: контроль доступа; поиск изображения человека в больших базах данных; верификацию пользователя кредитных карточек и т.п.

Известно, что вопросы автоматизации процесса распознавания человека по изображению лица были затронуты ещё на самых ранних стадиях развития компьютерных технологий обработки изображений и до сих пор полностью не разрешены [1-7]. Сложность этих вопросов определяется тем, что они принадлежат к разряду легко формулируемых, но плохо формализуемых и трудно решаемых задач [1, 4].

Цель данной работы заключается в построении алгоритмов для решения задачи распознавания личности на основе оценки взаимосвязанности геометрических признаков лица. В качестве исходной модели алгоритмов распознавания рассмотрены алгоритмы распознавания, основанные на принципе потенциалов [8,9].

Постановка задачи. Один из первых методов распознавания человека по изображению лица основан на сопоставлении геометрических характеристик изображений лица [5, 6]. Метод описания внешности и распознавания человека по геометрическим характеристикам изображения лица изначально использовался в криминалистике и там же был детально разработан. Основная идея этого метода заключается в определении ключевых точек (или областей) с последующим выделением набора признаков на их основе. Набор выделенных признаков обозначим через X : $X = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$. Каждый признак выделенного набора является расстоянием между ключевыми точками (или отношением таких расстояний) [5]. Размер и состав этого набора признаков определяется экспериментально [4]. Таким образом, каждому изображению человека S ($S \in \mathfrak{S}$, где \mathfrak{S} - множество допустимых изображений) в пространстве геометрических признаков X соответствует описание лица $I(S) = (a_1, \dots, a_i, \dots, a_n)$. Таких признаков может быть достаточно много [4].

Рассмотрим множество допустимых изображений лица \mathfrak{S} , которое покрыто конечным числом подмножеств (классов изображений лиц) K_1, K_2, \dots, K_l :

© С.С.Раджабов, О.А.Даминов, С.Н.Мирзаева

$$\mathfrak{S} = \bigcup_{j=1}^l K_j, \quad K_i \cap K_j \neq \emptyset, \quad i \neq j, \quad i, j \in \{1, \dots, l\}.$$

Предположим, что разбиение \mathfrak{S} определено не полностью, а имеется только некоторая начальная информация J_0 о классах K_1, K_2, \dots, K_l [9]:

$$J_0 = \{ \langle S_i, \tilde{a}(S_i) \rangle \}, \quad S_i \in \tilde{S}^m, \quad \tilde{S}^m = \{S_1, \dots, S_i, \dots, S_m\}, \quad \tilde{a}(S_i) = (a_{i1}, \dots, a_{ij}, \dots, a_{il}),$$

где a_{ij} - значение предиката $P_j(S_i)$ ($P_j(S_i) = "S_i \in \tilde{K}_j"$, $\tilde{K}_j = \tilde{S}^m \cap K_j$, $C\tilde{K}_j = \tilde{S}^m \setminus \tilde{K}_j$):

$$P_j(S_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } S_i \in \tilde{K}_j; \\ 0, & \text{если } S_i \in C\tilde{K}_j. \end{cases}$$

Вектор $\tilde{a}(S_i)$ называется информационным вектором объекта S_i , а матрица $\left| a_{ij} \right|_{m \times l}$ - информационной матрицей \tilde{S}^m .

Дан набор изображений лица $\tilde{S}^q = \{S'_1, \dots, S'_q\}$ ($\tilde{S}^q \in \mathfrak{S}$), которые заданы в пространстве геометрических признаков большой размерности X , требуется построить такой алгоритм распознавания A , который вычисляет значения предиката $P_j(S'_i)$ по начальной информации J_0 :

$$A(J_0, \tilde{S}^q) = \left\| b_{ij} \right\|_{q \times l}, \quad b_{ij} \in \{0, 1, D\}.$$

Здесь b_{ij} интерпретируется следующим образом: если $b_{ij} \in \{0, 1\}$, то b_{ij} есть значение предиката $P_j(S'_i)$ на допустимом объекте S'_i , вычисленное алгоритмом A ; если $b_{ij} = D$, то считается, что алгоритм A не вычислил значения $P_j(S'_i)$.

Метод решения. В данной работе для решения задачи распознавания образов в пространстве геометрических признаков большой размерности предлагается подход, который является логическим продолжением работ академика РАН Ю.И.Журавлева и его учеников. На базе этого подхода разработаны модифицированные алгоритмы распознавания, основанные на принципе потенциалов. Отличительные особенности этих алгоритмов состоят в выявлении независимых подмножеств сильносвязанных признаков и выделении предпочтительной модели зависимости для каждого подмножества сильносвязанных признаков. Построение алгоритмов распознавания, основанных на принципе потенциалов, с использованием подхода, базирующегося на оценке взаимосвязанности признаков [10], включает следующие этапы.

1. *Выделение подмножеств сильносвязанных признаков.* На этом этапе определяется система «независимых» подмножеств признаков, состав которых будет зависеть от параметра n' . Задавая различные целочисленные значения этому параметру, получим различные алгоритмы. Значение параметра n' определяется на основе анализа исходных данных, или его можно задать априорно.

Подмножества сильносвязанных признаков выделяются следующим образом. Рассматриваемая совокупность признаков объединяется в одно подмножество, если они достаточно схожи друг с другом. В противном случае они считаются различными, и их относят к разным подмножествам.

В зависимости от способа задания меры близости между подмножествами сильносвязанных признаков (Ω_p и Ω_q) и функционала качества кластеризации можно получить разнообразные алгоритмы выделения независимых множеств сильносвязанных признаков.

2. *Формирование набора репрезентативных признаков.* Основная идея выбора репрезентативных признаков заключается в их различии (несходстве) в формируемом наборе. В процессе формирования набора репрезентативных признаков требуется, чтобы каждый признак из этого набора был типичным представителем "своего" подмножества сильносвязанных признаков. В результате выполнения данного этапа получаем сокращенное пространство признаков,

размерность которого намного меньше исходного ($n' < n$). Далее сформированное пространство признаков обозначим через X_R ($X_R = (x_{i_1}, \dots, x_{i_{n'}})$).

3. *Определение моделей зависимости в каждом подмножестве признаков для класса K_j ($j = \overline{1, l}$).* Пусть x_i - произвольный признак, принадлежащий подмножеству Ω_q . Предполагается, что элементы Ω_q линейно упорядочены по индексу признаков (т.е. $x_i < x_j$, если $i < j$). Далее, нулевым (репрезентативным) элементом подмножества Ω_q считается x_{i_q} , остальные элементы обозначаются через x_i ($N_q = |W_q|$; $i = 1, \dots, N_q - 1$). Тогда модель зависимости в Ω_q принимает вид

$$x_i = F(\bar{c}, x_{i_q}), \quad x_i \in W_q \setminus x_{i_q},$$

где \bar{c} - вектор неизвестных параметров, F - функция из некоторого заданного класса моделей зависимости $\{F\}$.

Вычисленные значения вектора неизвестных параметров \bar{c} определяют модель зависимости в подмножестве признаков Ω_q для класса K_j ($j = \overline{1, l}$). В зависимости от задания параметрического вида $F(\bar{c}, x)$ и метода определения \bar{c} получаем разнообразные модели зависимости в множестве признаков Ω_q ($q = \overline{1, n'}$).

4. *Выделение предпочтительных моделей зависимости.* Пусть N_q - мощность подмножества сильносвязанных признаков Ω_q . Предполагается, что в Ω_q определено $(N_q - 1)$ моделей зависимости для объектов класса K_1 :

$$x_i = F(\bar{c}, x_{i_q}), \quad x_i \in W_q \setminus x_{i_q} \quad i = \overline{1, (N_q - 1)},$$

где x_{i_q} - репрезентативный признак ($x_{i_q} \in W_q$).

Введем следующие обозначения: $E_1 = \{S_i | S_i \in \tilde{K}_j\}$, $E_2 = \{S_i | S_i \in \overline{CK}_j\}$. Поиск предпочтительной модели зависимости в Ω_q осуществляется на основе оценки доминированности рассматриваемых моделей для объектов, которые относятся к множеству J_0 :

$$T_i = \left(L_2 \sum_{s \in E_2} (x_i - F(\bar{c}, y_q))^2 \right) / \left(L_1 \sum_{s \in E_1} (x_i - F(\bar{c}, y_q))^2 \right), \quad L_1 = |E_1|, \quad L_2 = |E_2|.$$

Чем больше величина T_i , тем больше отдаётся предпочтение i -й модели зависимости. Если несколько моделей получают одинаковое предпочтение, то выбирается любая из них.

В результате выполнения данного этапа определяется предпочтительная модель зависимости для подмножества признаков Ω_q , которая обозначается через $x_i = F_q(\bar{c}, y_q)$. Далее рассматриваются только эти модели зависимости.

5. *Определение функции близости между объектами S_u и S .* Пусть заданы два объекта S_u и S в пространстве $X = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$: $S_u = (a_{1u}, \dots, a_{nu})$ и $S = (b_1, \dots, b_n)$. На данном этапе определяется расстояние между этими объектами по подмножеству Ω_q ($q = \overline{1, n'}$):

$$d_q(S_u, S) = I_q \left(\left| a_{ui} - F_q(\bar{c}, a_{ui_q}) \right| - \left| b_i - F_q(\bar{c}, b_{i_q}) \right| \right)^2.$$

Тогда функция близости между объектами S_u и S принимает вид [8]:

$$U(S_u, S) = 1 / \left(1 + a \sum_{q=1}^n d_q(S_u, S) \right),$$

где t_q, a - параметры алгоритма.

6. *Вычисление оценки принадлежности к классу K_j .* Пусть вычислены оценки близости $U(S_1, S), U(S_2, S), \dots, U(S_m, S)$. Оценка принадлежности объекта S к классу K_j определяется как

$$m_j(S) = \sum_{S_u \in \tilde{K}_j} g_u U(S_u, S) - \sum_{S_u \in \tilde{C}K_j} g_u U(S_u, S);$$

здесь g_u - параметр алгоритма.

7. *Решающее правило.* Решение принимается поэлементно [9]:

$$b_{ij} = C(m_j(S)) = \begin{cases} 1, & \text{если } m_j(S) > c_2; \\ 0, & \text{если } c_1 < m_j(S); \\ D, & \text{если } c_1 \leq m_j(S) \leq c_2, \end{cases}$$

где c_1, c_2 - параметры алгоритма ($0 \leq c_1, c_2$).

Таким образом, определена модель распознающих алгоритмов типа потенциальных функций, основанных на оценке взаимосвязанности признаков. Произвольный алгоритм A из этой модели полностью определяется заданием набора параметров $p = (n', \{\bar{c}\}, \{I_q\}, a, \{g_u\}, c_1, c_2)$. Совокупность всех распознающих алгоритмов из предлагаемой модели обозначаем через $A(p, S)$. Определение наилучшего алгоритма в рамках рассмотренной модели осуществляется в пространстве параметров p .

Рассмотренные алгоритмы отличаются от традиционных алгоритмов распознавания, основанных на принципе потенциалов, тем, что они основаны на оценке взаимосвязанности признаков. Поэтому эти алгоритмы используются в том случае, когда между признаками обнаруживается зависимость. Очевидно, что эта зависимость должна отличаться в каждом классе. Это позволяет описать объекты каждого класса индивидуальной моделью.

Экспериментальная проверка. В целях практического использования и проверки работоспособности рассмотренной модели алгоритмов разработаны функциональные схемы программ распознавания. Программная реализация разработанных алгоритмов осуществлена на языке Object Pascal в среде Delphi. Работоспособность разработанного программы проверена на практическом примере.

В качестве практического примера рассмотрим задачу распознавания личности человека по изображению лица [2,5,6]. Дан набор из 400 изображений лица, который состоит из четырех непересекающихся подмножеств (классов). Из них 200 изображений лица рассматриваются как обучающая выборка, а остальные - контрольная выборка.

В каждом классе (обучающей выборки) 50 различных изображений лица одного человека, сфотографированных в различное время, но условия съемки приблизительно одинаковые.

В результате данного экспериментального исследования получены следующие результаты распознавания: ошибка в процессе обучения составила 3,5 %, ошибка в процессе контроля – 6,7%. Для сравнения произведен эксперимент с использованием линейной дискриминантной функции. В этом случае те же показатели составили 19 и 28,5% соответственно.

Проведенные вычислительные эксперименты при решении задачи распознавания личности по изображениям лица показали более высокую эффективность предложенных алгоритмов по сравнению с традиционными алгоритмами распознавания.

Заключение. На основе проведенного исследования сформулируем основные результаты в следующем виде. Разработаны алгоритмы распознавания человека по изображению лица, основанные на потенциальных функциях. Предложенная схема задания модели алгоритмов распознавания является оригинальной. Основная идея этих алгоритмов опирается на естественное предположение о том, что лицо человека симметричное и потому расстояния между точками,

выбранными в качестве признаков, имеется некоторая взаимосвязанность. Предложенные алгоритмы отличаются от традиционных алгоритмов распознавания, основанных на принципе потенциалов, тем, что они основаны на оценке взаимосвязанности признаков. Таким образом, разработанные алгоритмы позволяют расширить область применения метода потенциальных функций в условиях взаимосвязанности признаков.

Результаты проведённого экспериментального исследования показали, что рассмотренные алгоритмы улучшают их точность и значительно сокращают число вычислительных операций при решении задачи распознавания образов, описанных со сильно связанными признаками, а это немаловажно для практического применения.

В процессе решения практического примера выяснилось, что этапы формирования подмножеств «независимых» признаков, а именно вопросы определения числа этих подмножеств и построение моделей зависимости в каждом подмножестве признаков имеют наиболее важное значение при определении экстремального алгоритма распознавания. Поэтому необходимо продолжить исследования в направлении разработки процедур, уточняющих эти параметры алгоритмов распознавания.

Работа выполнена в рамках проекта ФА-А17-Ф010 «Разработка алгоритмического и программного обеспечения многоуровневой системы биометрической идентификации личности человека» Государственной научно-технической программы Республики Узбекистан (2009-2011 гг.).

1. Болл Р.М., Коннел Дж. Х., Панканти Ш. и др. Руководство по биометрии. – М.: Техносфера, 2007. – 368 с.
2. Кухарев Г.А. Биометрические системы: Методы и средства идентификации личности человека. –СПб.: Политехника, 2001. -240 с.
3. Jain A.K., Hong L. and Pankanti Sh. Biometric identification//Communications of the ACM. - 2000. - Vol.43. - №2. - P.91-98.
4. Самаль Д.И., Старовойтов В.В. Выбор признаков для распознавания на основе статистических данных // Цифровая обработка изображений. – Минск:ИТК, 1999.–С.105-114.
5. Самаль Д.И. Алгоритмы идентификации человека по фотопортрету на основе геометрических преобразований.: Дисс. канд. техн. наук. – Минск: Институт технической кибернетики НАН Беларусь, 2002. – 166 с.
6. Тухтасинов М.Т. Алгоритмы предварительной обработки изображений лица при идентификации личности человека.: Автореф. дисс. канд. техн. наук. – Ташкент: Ин-т матем. и информ. технологий, 2007. – 22 с.
7. Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н.М., Тухтасинов М.Т., Раджабов С.С. Об одном алгоритме выделения признаков лица человека на изображении // Социально – экономические и технико – технологические проблемы развития сферы услуг: Сборник научных трудов. – Вып. 8. –Ч.2. – Ростов-на-Дону: РАС ЮРГУЭС, 2009. –С. 350 - 360.
8. Айзерман М.А., Браверманн Э.М., Розоноэр Л.И. Метод потенциальных функций в теории обучения машин. – М.: Наука, 1970. – 348 с.
9. Журавлев Ю.И. Избранные научные труды. –М. Магистр, 1998. – 420 с.
10. Камиллов М.М., Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н.М. Модели алгоритмов распознавания образов в условиях коррелированности признаков // ЗНАНИЯ – ОНТОЛОГИИ – ТЕОРИИ (ЗОНТ-11) : Материалы Всероссийской конференции с международным участием. – Новосибирск, 2011. Т. 1. –С. 35 – 41.