

УДК 004.931

МОДЕЛЬ РАСПОЗНАЮЩИХ ОПЕРАТОРОВ, ОСНОВАННЫХ НА РАДИАЛЬНЫХ ФУНКЦИЯХ СПЕЦИАЛЬНОГО ВИДА*

Мирзаев Н. М.

nomazmirza@rambler.ru

Научно-инновационный центр информационно-коммуникационных технологий при Ташкентском университете информационных технологий им. М. ал-Хоразмий, г. Ташкент

В статье рассмотрены вопросы, связанные с построением модели распознающих операторов, ориентированных на классификацию объектов в условиях взаимосвязанности признаков. В качестве исходной модели рассмотрена модель распознающих операторов, основанных на радиальных функциях. Отличительная особенность рассматриваемого подхода заключается в формировании подмножеств взаимосвязанных признаков и построение функции расстояния на основе модели взаимосвязанности. Основным преимуществом предлагаемой модели распознающих операторов является выделение предпочтительной функции расстояния с последующим вычислением оценки принадлежности объектов и обеспечение существенного уменьшения числа вычислительных операций при распознавании неизвестных объектов. Данная характеристика является весьма важной для распознающих систем, работающих в режиме реального времени. Для проверки работоспособности предложенной модели проведены экспериментальные исследования при решении модельной задачи и задачи распознавания личности по геометрическим признакам лица. Данная модель может быть использована при составлении различных программ, ориентированных на решение задач прогнозирования и классификации объектов, заданных в пространстве взаимосвязанных признаков.

Ключевые слова: распознавание образов, модель распознающих операторов, подмножества сильносвязанных признаков, репрезентативный признак, модели взаимосвязанности.

Цитирование: *Мирзаев Н. М.* Модель распознающих операторов, основанных на радиальных функциях специального вида // Проблемы вычислительной и прикладной математики. — 2018. — № 6(18). — С. 78–91.

1 Введение

На сегодняшний день, одним из наиболее интенсивно развивающихся направлений в области компьютерных технологий являются вопросы разработки и исследования методов и алгоритмов, используемых в системах распознавания образов. Данное обстоятельство связано с тем, что спектр применения этих систем непрерывно расширяется. С их помощью решаются, в основном, задачи геологического прогнозирования, задачи медицинской и технической диагностики, задачи биометрической идентификации человека, задачи распознавания речи и многие другие задачи подобного рода. Известно, что на практике часто встречаются прикладные задачи распознавания и классификации объектов, заданных в пространстве взаимосвязанных признаков. При решении подобных задач достаточно часто не выполняется предположение о независимости признаков. Поэтому вопросы практической применимости

*Работа выполнена в рамках фундаментальных исследований ПФИ-4, грант № БВ-М-Ф4-003.

тех или иных алгоритмов для решения прикладных задач распознавания при нарушении условия независимости признаков являются недостаточно исследованными. Следовательно, задачи построения моделей распознавания с учетом взаимосвязанности признаков, являются актуальными. Целью данной работы является разработка модели распознающих операторов, основанных на радиальных функциях, в условиях взаимосвязанности признаков. Отметим, что отдельные понятия и обозначения, приведенные в данной работе, заимствованы из [1]. Для достижения этой цели необходимо решить следующие задачи: 1) проанализировать существующие модели распознавания и определить круг решаемых задач; 2) разработать модели распознающих операторов, основанных на радиальных функциях специального вида; 3) провести экспериментальные исследования для оценки работоспособности разработанных распознающих операторов. Объектом исследования данной работы являются распознающие операторы, основанных на радиальных функциях. Предмет исследования – построение распознающих операторов, основанных на радиальных функциях, в условиях взаимосвязанности признаков. Основная идея предлагаемой модели распознающих операторов заключается в определении функции расстояния, построенных на базе модели зависимостей. В научном плане результаты данной работы представляют собой оригинальное решение научной задачи, связанной с построением распознающих операторов при условии взаимосвязанности признаков. Практическая значимость полученных результатов заключается в том, что разработанные модели могут быть применены при решении прикладных задач в условиях взаимосвязанности признаков (например, при идентификации человека по отпечаткам пальцев).

2 Обзор литературы

Анализ существующих публикаций по теории и методов распознавания образов показывает, что на начальном этапе его развития применение алгоритмов распознавания было связано с плохо формализованными областями (такими, как медицина, геология, социология, химия). В результате исследований, проведенных в начале становления теории распознавания образов, появилось множество алгоритмов распознавания. Однако, они носили характер проектов различных технических устройств или алгоритмов для решения конкретных прикладных задач. Их ценность, прежде всего, определялась достигнутыми экспериментальными результатами [1-4]. В результате приобретения определённого опыта по решению ряда прикладных задач возник новый этап развития теории распознавания образов, который характеризуется переходом от отдельных алгоритмов к построению моделей – семейства алгоритмов для единого описания методов решения классификационных задач. Потребность в синтезе моделей алгоритмов распознавания образов определялась необходимостью фиксации класса алгоритмов при выборе оптимальной или хотя бы приемлемой процедуры решения конкретной задачи. На данном этапе развития Ю.И.Журавлёвым доказано, что произвольный алгоритм распознавания можно представить как последовательное выполнение двух операторов [1,5]:

$$A = B \circ C, \quad (1)$$

где B - распознающий оператор, C - решающее правило.

Из (1) следует, что каждый алгоритм распознавания A можно разделить на два последовательных этапа. На первом этапе распознающий оператор B осуществляет перевод допустимого объекта S_u в числовую оценку, представленную вектором \tilde{b}_u

$$B(S_u) = \tilde{b}_u, \quad (2)$$

$$\tilde{b}_u = (b_{u1}, \dots, b_{uv}, \dots, b_{u\ell}).$$

На втором этапе решающее правило \mathbb{C} определяет принадлежность объекта S_u к классам $K_1, \dots, K_j, \dots, K_\ell$ по числовой оценке b_{uv} , вычисленной с применением оператора (2):

$$\mathbb{C}(\tilde{b}_u) = \tilde{\beta}_u, \tilde{\beta}_u = (\beta_{u1}, \dots, \beta_{uj}, \dots, \beta_{u\ell}),$$

$$\mathbb{C}(b_{uv}) = \beta_{uv} = \begin{cases} 0, & \text{если } b_{uv} < c_1; \\ \Delta, & \text{если } c_1 \leq b_{uv} \leq c_2; \\ 1, & \text{если } b_{uv} > c_2, \end{cases} \quad (3)$$

где c_1, c_2 – параметры решающего правила. Здесь β_{uv} интерпретируется так же, как и в работах [1, 4]. Если $\beta_{uv} \in \{0, 1\}$ ($\beta_{uv} = 0$ – объект S'_u не входит в класс K_v , $\beta_{uv} = 1$ – объект S'_u входит в класс K_v), то $\beta_{uv} = 1$ есть значение предиката $P_j(S'_u)$, вычисленное оператором \mathbb{B} для объекта S'_u . Если $\beta_{uv} = \Delta$, то считается, что оператор \mathbb{B} не смог определить значение предиката $P_j(S'_u)$.

К настоящему времени построено и достаточно глубоко исследована ряд моделей алгоритмов распознавания.

1. Модели, основанные на использование принципа разделения [1-10]. Во многих задачах распознавания описание объектов задаются как вектор измерений набора параметров (признаков) рассматриваемого объекта распознавания. Тогда рассматриваемые объекты могут представить как точки в n -мерном евклидовом пространстве. Такие объекты (точки) могут быть разделены на классы гиперповерхностей (или набором гиперповерхностей), например:

$$R(x) = \sum_{i=0}^n a_i x_i, \text{ где } x_0 = 1$$

Модели, построенные на основе подобного рода разделяющих функции Ю.И. Журавлевым назван R -модели. Успех применения R -модели зависит от двух факторов: вида функции $R(x)$ и практической возможности определения ее коэффициентов.

2. Статистические модели [1-4, 8-11]. Модели алгоритмов распознавания этого типа опираются на аппарат теории вероятностей и математической статистики. Они в основном строятся на базе байесовского подхода и принципа минимакса. Байесовский подход используется в тех случаях, когда известны (или могут быть просто определены) вероятности того, что данный объект принадлежит определённому классу. Принцип минимакса применяется при неизвестной априорной к апостериорной вероятности.

Статистические модели алгоритмов распознавания определяются заданием ряда параметров и функционалов.

3. Модели, построенные на принципе потенциалов [1-5, 10-17]. В основе формирования этих моделей лежит так называемая потенциальная функция, заимствованная из физики. В настоящее время разработано несколько разновидностей моделей, которые различаются между собой выбором законов коррекции разделяющей функции от шага к шагу. Эти модели алгоритмов распознавания задаются некоторыми параметрами и монотонно убывающими функциями расстояния между объектами, а также функционалами качества.

4. Модели, построенные на базе математической логики [1-4, 18-20]. Модели алгоритмов распознавания этого типа опираются на аппарат математической логики. Они в

основном строятся на основе исчисления высказываний. Классы и признаки объектов, в этих моделях, рассматриваются как логические переменные. Описание классов на языке признаков представляется в форме булевых соотношений.

5. Модели, основанные на вычислении оценок [1-5, 22-29]. Основой формирования этих моделей является принцип частичной прецедентности, предложенного Ю.И. Журавлевым. Основная идея, используемых в моделях алгоритмов распознавания данного типа, заключается в оценке "близости" между частями описанных ранее классифицированных объектов и объекта, принадлежащего распознаванию. Наличие близости является частичным прецедентом и оценивается по некоторому заданному правилу [29].

В результате анализа этих моделей можно сделать следующие выводы:

- разработанные модели распознавания, в основном, ориентированы на распознавание объектов, описанных в пространстве независимых признаков;
- многие модели распознавания не имеют возможности анализировать данные при условии взаимосвязанности признаков;
- вопросы реализации оптимизационных процедур при построении экстремального распознающего оператора в условиях взаимосвязанности признаков без привлечения методов предварительной обработки данных.

Следовательно, вопросы построения распознающих операторов в условиях взаимосвязанности признаков исследована недостаточно.

3 Постановка задачи

Рассмотрим множество допустимых объектов \mathfrak{D} , которое покрыто подмножествами (классами) $\mathcal{K}_1, \dots, \mathcal{K}_j, \dots, \mathcal{K}_\ell$ [1]:

$$\mathfrak{D} = \bigcap_{j=1}^{\ell} \mathcal{K}_j, \quad \mathcal{K}_i \cap \mathcal{K}_j = \emptyset, \quad i \neq j, \quad i, j \in \{1, 2, \dots, \ell\}$$

При этом предполагается, что разбиение \mathfrak{D} определено не полностью, а имеется только некоторая начальная информация I_0 о классах $\mathcal{K}_1, \dots, \mathcal{K}_j, \dots, \mathcal{K}_\ell$. Обычно I_0 задаётся в виде классифицированных объектов.

Выделим из \mathfrak{D} произвольно m объектов: $\tilde{S}^m = \{S_1, \dots, S_u, \dots, S_m\}$. Тогда начальная информация I_0 можно представить как множество пар, состоящее из S_u и $\tilde{\alpha}(S_u)$:

$$I_0 = \{S_1, \tilde{\alpha}(S_1), \dots, S_u, \tilde{\alpha}(S_u), \dots, S_m, \tilde{\alpha}(S_m)\},$$

где $\tilde{\alpha}(S_u)$ - информационный вектор объекта S_u ($S_u \in \mathfrak{D}$): $\tilde{\alpha}(S_u) = (\alpha_{u1}, \dots, \alpha_{uj}, \dots, \alpha_{u\ell})$. Здесь α_{uj} значение предиката, имеющего следующий вид:

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

Дано q объектов из \mathfrak{D} ($\tilde{S}^q \subset \mathfrak{D}$): $\tilde{S}^q = \{S'_1, \dots, S'_u, \dots, S'_q\}$. Задача заключается в построении такого распознающего оператора (2), который с применением решающего правила (3) вычисляет значения предиката $P_j(S_u)$ (где $u = \overline{1, q}$) по начальной информации I_0 :

$$\mathbb{B}(\tilde{S}^q) = \|\tilde{b}_{uv}\|_{q \times \ell}, \quad \mathbb{C}(\tilde{S}^q) = \|\beta_{uv}\|_{q \times \ell}, \quad \beta_{uv} \in \{0, 1, \dots\}.$$

4 Метод решения

В работе предлагается оригинальный подход к решению задачи построения распознающих операторов при условии взаимосвязанности признаков, который опирается на результаты исследований научных школ Журавлёва Ю.И. и Загоруйко Н.Г. Отличительная особенность рассматриваемого подхода заключается в выделении подмножеств взаимосвязанных признаков и определении функции расстояния на основе модели взаимосвязанности признаков при построении распознающих операторов. На базе этого подхода разработана модель модифицированных распознающих операторов, основанных на радиальных функциях специального вида.

Задание предложенной модели распознающих операторов включает следующие основные этапы.

1. *Выделение подмножеств сильносвязанных признаков.* На этом этапе определяется система «независимых» подмножеств признаков, которая будет зависеть от параметра n' . Задавая различные целочисленные значения этому параметру, получим различные алгоритмы. Значение параметра n' определяется на основе анализа исходных данных и, в некоторых случаях, можно задавать априорно.

В зависимости от способа задания меры близости между подмножествами сильносвязанных признаков (\mathfrak{G}_p и \mathfrak{G}_q) и функционала качества разделения можно получить разнообразные процедуры выделения независимых множеств сильносвязанных признаков. Процедура выделения подмножеств сильносвязанных признаков более подробно рассмотрена в [30-32].

В зависимости от способа формирования системы «независимых» подмножеств признаков можно получить разнообразные распознающие операторы.

2. *Формирование набора репрезентативных признаков.* Во втором этапе формируется набор репрезентативных признаков. Основная идея выбора репрезентативных признаков заключается в их различии (несходстве) в формируемом наборе репрезентативных признаков [33]. В процессе формирования набора репрезентативных признаков требуется, чтобы каждый выделенный признак был типичным представителем выделенного подмножества сильносвязанных признаков. Способ выбора репрезентативных признаков из подмножеств сильносвязанных признаков зависит от их мощности. При выделении подмножеств сильносвязанных признаков возникают кластеры с одним, двумя и более элементами [32].

В результате выполнения данного этапа получаем сокращенное пространство признаков, размерность которого намного меньше исходного ($n' < n$). Далее сформированное пространство признаков обозначим через X' ($X' = (x_{i_1}, \dots, x_{i_q}, \dots, x_{i_{n'}})$).

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. $x_i \prec x_j, i < j$). Далее, нулевым элементом подмножества Ω_q считается x'_q (где x'_q – репрезентативный признак, принадлежащий подмножеству Ω_q , т.е. $x'_q = x_{i_q}$), остальные элементы обозначаются через x_i ($N_q = |\Omega_q|, i = 1, \dots, N_q - 1$). Тогда модель зависимости в Ω_q принимает вид [30, 33]:

$$x_i = F(\bar{c}, x'_q), \quad x_i \in \Omega_q \setminus x'_q,$$

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

Вычисленные значения вектора неизвестных параметров \bar{c} определяют модель зависимости в подмножестве признаков Ω_q для класса K_j ($j = \overline{1, l}$). В зависимо-

сти от задания параметрического вида $F(\bar{c}, x'_q)$ и метода определения \underline{c} получаем разнообразные модели зависимости в подмножестве признаков Ω_q ($q = \overline{1, n'}$)

Рассмотрим простой пример. В качестве заданного множества $\{F\}$ рассмотрим линейные модели. При этом предполагается, что признак x'_q ($x'_q \in \Omega_q$) является независимой переменной, а признак x_i ($x_i \in \Omega_q \setminus x'_q$) является зависимой переменной. Тогда модель зависимости в Ω_q задаётся в виде

$$x_i = c_{i_0} + c_{i_1} x'_q,$$

где c_{i_0} , c_{i_1} – параметры, которые определяются на основе критерия наименьших квадратов [34, 35].

4. *Определение функции различия $d(S_u, S_v)$ между объектами S_u и S_v в Ω_q .* Пусть заданы два объекта S_u и S_v в пространстве $X = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$

$S_u = (s_{u1}, \dots, s_{un'})$ и $S_v = (s_{v1}, \dots, s_{vn'})$

На базе модели зависимости $x_i = F_j(\bar{c}, x'_q)$ определим расстояние между этими объектами по множеству Ω_q ($q = \overline{1, k}$), которые характеризует их различие в Ω_q

На базе модели зависимости $x_i = F_j(\bar{c}, x'_q)$ определим расстояние между этими объектами по множеству Ω_q ($q = \overline{1, k}$), которые характеризует их различие в Ω_q .

Расстояние между этими объектами S_u и S_v в подмножестве Ω_q ($q = \overline{1, k'}$) можно определить различными способами, например:

$$1) d_q(S_u, S_v) = b_1 |s_{iu} - F_j(\bar{c}, s_{iq_u})| + b_2 |s_{iv} - F_j(\bar{c}, s_{iq_v})|,$$

где b_1, b_2 – параметры распознающего оператора;

$$2) d_q(S_u, S_v) = \begin{cases} 0, & \text{если } \max \{ |s_{iu} - F_j(\bar{c}, s_{iq_u})|, |s_{iv} - F_j(\bar{c}, s_{iq_v})| \} < \Delta_q; \\ 1, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

где Δ_q – параметр распознающего оператора;

$$3) d_q(S_u, S_v) = \beta_1 |s_{iu} - s_{iv}| + \beta_2 |F_j(\bar{c}, s_{iq_u}) - F_j(\bar{c}, s_{iq_v})|$$

где β_1, β_2 – параметры распознающего оператора.

5. *Выделение предпочтительных функций различий.* Поиск предпочтительной функций различий осуществляется на основе оценки доминированности. Пусть $d_q(S_u, S_v)$ – функций различий, построенная на подмножестве сильносвязанных признаков Ω_q . Предполагается, что она определена на предыдущем этапе.

Введем следующие обозначения: $E_1 = \tilde{S}^m \cap K_j$, $E_2 = \tilde{S}^m \setminus E_1$. Поиск предпочтительной функций различий осуществляется на основе оценки доминированности рассматриваемых моделей для объектов, которые относятся к множеству \tilde{S}^m :

$$T_q = \left(L_1 \sum_{S_u \in E_1, S_v \in E_2} d_q(S_u, S_v) \right) / \left(L_2 \sum_{S_u, S_v \in E_1} d_q(S_u, S_v) \right),$$

$$L_1 = |E_1|, \quad L_2 = |E_2|.$$

Чем больше величина T_q , тем больше отдаётся предпочтение q -ой функций различий. Если несколько функций получают одинаковое предпочтение, то выбирается произвольный из них.

В результате выполнения данного этапа определяется набор предпочтительных функций различий для подмножества признаков Ω_q , которая обозначается через $d_q(S_u, S_v)$. Далее рассматриваются только эти функций различий.

5. *Определение функции $d(S_u, S_v)$ между объектами S_u и S_v .* На данном этапе задается функция различия, которая характеризует различие объектов S_u и S_v . При построении функции $d(S_u, S_v)$ используется следующий принцип: “чем больше значение функции $d(S_u, S_v)$, тем больше различие между этими объектами”. Различие

между этими объектами $d(S_u, S_v)$ можно определить различными способами, например:

$$d(S_u, S_v) = \sum_{q=1}^k d_q(S_u, S_v); \tag{4}$$

$$d(S_u, S_v) = \sum_{q=1}^k \lambda_q d_q(S_u, S_v), \tag{5}$$

где λ_q – параметр распознающего оператора.

6. *Задание функции близости $\varphi(S, S_v)$ между объектами S_u и S_v .* На данном этапе определяется функция близости между объектами S_u и S_v с помощью радиальных функций $\varphi(S, S_v)$.

С учетом (4) и (5) можно построить различные радиальные функции [36, 37], которые характеризуют близость S_u и S_v в пространстве \wp , например:

$$\varphi(S_u, S_v) = \exp(-\tau d(S_u, S_v)), \tag{6}$$

где τ - параметр алгоритма.

Вычисление оценки принадлежности для объекта S по классу \mathcal{K}_j . На этом этапе вычисляется оценка для S относительно объектов, принадлежащих классу \mathcal{K}_j . При этом каждый класс объектов характеризуется своими суммарными оценками.

Предположим, что объекты $S_{m_{j-1}+1}, S_{m_{j-1}+2}, \dots, S_{m_j}$ принадлежат классу \mathcal{K}_j . Рассмотрим суммарную оценку для объекта S по всем объектам класса \mathcal{K}_j . Пусть по формуле (6) вычислены значения радиальных функций $\varphi(S_{m_{j-1}+1}, S)$, $\varphi(S_{m_{j-1}+2}, S)$, $\dots, \varphi(S_{m_j}, S)$. Суммарная оценка близости объекта S для класса \mathcal{K}_j определяется по формуле

$$\psi_j(S) = \sum_{S_u \in \tilde{\mathcal{K}}_j} \gamma_u \varphi(S_u, S), \quad \tilde{\mathcal{K}}_j = \tilde{S}^m \cap \mathcal{K}_j,$$

где γ_u - параметр алгоритма.

Таким образом, определена модель распознающих операторов, основанных на радиальных функциях. Произвольный оператор \mathbb{B} из этой модели полностью определяется заданием набора параметров \tilde{p} [1, 38]. Совокупность всех распознающих операторов из предлагаемой модели обозначаем через $\mathbb{B}(\tilde{p}, S)$. Определение наилучшего распознающего оператора в рамках рассмотренной модели осуществляется в пространстве параметров \tilde{p} . Наилучший оператор $\mathbb{B}(\tilde{p}, S)$ выбирается на основе поиска минимального значения функционала качества распознающего оператора:

$$F(\tilde{p}) = \frac{1}{m} \sum_{S \in V_0} h(\tilde{\beta} \|(S) - \mathbb{A}(\tilde{p}, S) \|_B),$$

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \text{при } x = 0; \\ 0, & \text{при } x \neq 0, \end{cases}$$

где $\|\cdot\|_B$ – норма булевого вектора

5 Эксперименты и результаты

В целях проверки работоспособности рассмотренной модели алгоритмов разработаны функциональные схемы программ распознавания. Программная реализация разработанных алгоритмов осуществлена на языке C++. Работоспособность разработанной программы проверена при решении модельной и практической задачи.

5.1 Модельной задачи

Исходные данные распознаваемых объектов для модельной задачи были сгенерированы в пространстве признаков большой размерности. Количество классов в данном эксперименте равно двум. Количество признаков в модельном примере равно 250. Число подмножеств сильносвязанных признаков – 5. Объём исходной выборки – 1000 реализаций (по 500 реализаций для объектов каждого класса).

В качестве испытуемых моделей распознающих операторов были выбраны: модель распознающих операторов, основанных на дискриминантных функциях (\mathbb{B}_1), и предлагаемая модель (\mathbb{B}_1). Сравнительный анализ перечисленных моделей распознающих операторов при решении рассмотренной задачи проведён по следующим критериям: 1) точность распознавания объектов контрольной выборки; 2) время, затраченное на обучение; 3) время, затраченное на распознавание объектов из контрольной выборки.

Для вычисления указанных критериев при решении рассматриваемой задачи, в целях исключения удачного (или неудачного) разбиения, исходная выборка V делится на две части V_0 и V_k ($V = V_0 \cup V_k$, V_0 – выборка для обучения, V_k – выборка для контроля), и используется метод скользящего контроля [39, 40]. В этом методе исходная выборка объектов случайным образом разбивается на 10 непересекающихся блоков, включающих по 100 объектов каждый. При этом требуется, чтобы во всех блоках сохранилась пропорция по количеству объектов, принадлежащих к разным классам. В результате получается, что в каждом блоке по 50 объектов каждого класса. Процесс скользящего контроля по этим блокам включает несколько шагов. На каждом шаге выбирают 2 из 10 блоков в качестве обучающей выборки, и на этой выборке обучаются распознающие операторы с заданными параметрами. Обученный таким образом распознающий оператор проверяется на остальных 2 блоках (контрольной выборке). В результате каждой проверки определяется и фиксируется оценка качества распознающих операторов по указанным критериям. При выполнении каждого очередного шага для оценки качества распознающих операторов из контрольных и обучающих выборок выбирают по одному блоку и меняют их места. В целях исключения повторного использования объектов обучающей выборки соответствующие блоки маркируются, и при выборе кандидатов для включения в обучающую выборку они не участвуют. После завершения процедуры скользящего экзамена точность распознавания и временные показатели определялись как средние. Эксперименты проводились на компьютере Pentium IV Dual Core 2,2 GHz с объёмом оперативной памяти 2 Gb.

В результате приведённого эксперимента выявлены все подмножества сильносвязанных признаков и сформирован соответствующий набор репрезентативных признаков. Далее определяется функция близости между объектами в двумерном подпространстве репрезентативных признаков и на их базе строится экстремальный алгоритм распознавания. Точность распознавания в процессе контроля равна 80,7%, и 96,2%. Сравнение этих результатов показывает, что предложенная модель распознающих операторов позволила повысить точность распознавания объектов, описанных в пространстве взаимосвязанных признаков (более чем на 15 процентов выше, чем по (\mathbb{B}_1)). Это объясняется тем, что в модели (\mathbb{B}_1) не учитывается взаимосвязанность признаков. Однако для модели (\mathbb{B}_2) имеет место некоторое увеличение времени обучения относительно (\mathbb{B}_1). Причиной тому является то, что процедуры определения некоторых параметров предложенных распознающих операторов сложные. При распознавании объектов с применением (\mathbb{B}_2) показатели скорости выше, чем у (\mathbb{B}_1), по-

тому что число операций подсчета оценки принадлежности меньше, чем число операций, используемых для сравнения распознаваемого объекта со всеми объектами обучающей выборки. Так происходит за счет использования эффективных процедур подсчета оценки принадлежности в распознающих операторах (\mathbb{B}_2)

5.2 Практические задачи

В последние годы биометрические системы идентификации человека получают широкое распространение [41]. Это связано с тем, что: биометрические системы основываются на уникальных биологических характеристиках человека, однозначно определяющих конкретного человека; биометрические системы относительно недорогие и весьма удобны; непрерывно расширяется применение биометрических систем при решении различных прикладных задач.

В области биометрической идентификации особое место занимает вопросы распознавания личности по изображению лица. Преимуществами системы распознавания личности по изображению лица являются [42, 43]:

- ненавязчивость (идентификация осуществляется на расстоянии, не задерживая и не отвлекая человека);
- пассивность (не требует специальных знаний или действий от человека при формировании (получении) фотопортрета);
- относительно низкая стоимость (достаточно наличие компьютера, видеокамеры и соответствующего программного обеспечения).

Как известно, разработка биометрических систем идентификации на основе изображения лица состоит из следующих основных этапов:

- 1) предварительная обработка изображения лица;
- 2) выделение набора характерных признаков лица;
- 3) идентификация личности на основе выделенного на предыдущем этапе набора признаков.

На этапе предварительной обработки изображения проводятся действия, приводящие к улучшению визуального качества исходного изображения лица и выделению области лица на изображении [42,44,45].

Во втором этапе осуществляется выделение набора геометрических признаков лица, которые определяются как расстояния между различными антропометрическими точками (см. на рисунок). К примеру, такие данные, как расстояние [42, 46]:

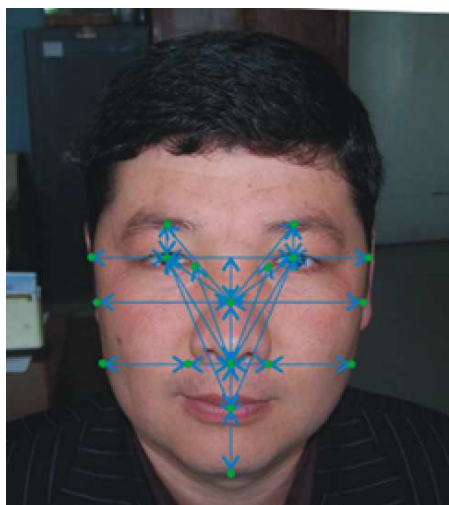


Рис. 1 Примеры некоторых расстояний между антропометрическими точками

- x_1 - между подбородком и линией глаз;
- x_2 - от центра брови до центра носа;
- x_3 - ширина лица на уровне линии глаз;
- x_4 - ширина лица на уровне центра носа;
- x_5 - ширина носа;
- x_6 - ширина лица на уровне нижней точкой носа;
- x_7 - между серединой линии смыкания губ и подбородком;
- x_8 - между центром сетчатки глаза и центром носа;
- x_9 - между кончиком подбородка и центром носа;
- x_{10} - между внутренним уголком глаза и центром носа;
- x_{11} - между центром сетчатки глаза и центром брови;
- x_{12} - между центром сетчатки глаза и серединой линии смыкания губ;
- x_{13} - между внутренним уголком глаза и серединой линии смыкания губ;
- x_{14} - между серединой линии смыкания губ и нижней точкой носа и т.д.

В качестве исходных данных был задан набор из 400 изображений лица. Число возможных классов равно 4. При этом мощность каждого подмножества одинакова: $|\tilde{\mathcal{K}}_j| = 100$.

Разбиение исходных данных на обучающую и контрольную выборки выполнялось как в модельной задаче (см. на подраздел 5.1). В результате получается, что в каждом блоке по 10 изображений лица каждого класса.

Точность распознавания в процессе контроля с применением \mathbb{B}_1 и \mathbb{B}_2 , соответственно, равна 81,9; и 94,7%. Сравнение этих результатов показывает, что предложенная модель распознающих операторов позволила повысить точность распознавания объектов, описанных в пространстве взаимосвязанных признаков (более чем на 10% выше, чем \mathbb{B}_1). Проведенные экспериментальные исследования показывают, что предложенная модель обеспечивает более высокую точность при решении задачи распознавания личности по геометрическим признакам лица. Вместе с тем необходимо отметить тот факт, что время, израсходованное на обучение алгоритма, увеличилось как в модельной задаче. Как уже подчёркивали, что построение оптимального распознающего оператора в рамках модели \mathbb{B}_2 требует достаточно сложные процедуры оптимизации, чем традиционной модели распознающих операторов, в частности \mathbb{B}_2 .

6 Заключение

В данной статье предложены модели распознающих операторов, основанных на радиальных функциях, с учетом взаимосвязанности признаков. Основные результаты проведенного исследования сводятся к следующим:

1. В результате анализа литературных источников по распознаванию образов было выявлено, что существующие методы и алгоритмы, в основном, ориентированы на решение прикладных задач распознавания объектов, заданных в пространстве независимых (или слабозависимых) признаков. Однако, в различных областях науки, техники и производства встречается ряд прикладных задач распознавания образов, заданных в пространстве признаков большой размерности. При решении подобных задач достаточно часто не выполняется предположение о независимости признаков. Следовательно, остается недостаточно разработанным вопрос о практической применимости тех или иных алгоритмов для решения прикладных задач распознавания при нарушении условия независимости признаков. Несмотря на это, вопросы разработки алгоритмов распознавания в условиях взаимосвязанности признаков исследованы недостаточно.

2. Рассмотрен подход, основанный на построении модели взаимосвязанности признаков, и на основе этого подхода предложены распознающие операторы, основанные на радиальных функциях специального вида. Применение предложенных распознающих операторов позволяет улучшить точность распознавания объектов, описанных в пространстве большой размерности, и расширить область применения при решении прикладных задач. Результаты проведенного экспериментального исследования показали работоспособность предложенной модели распознаваний. Обобщающая способность предложенных распознающих операторов подтверждена решением следующих задач: а) модельная задачи; б) идентификация личности по изображению.

3. Анализ результатов проведенного экспериментального исследования позволяет сделать вывод, что предложенная модель операторов улучшит точность распознавания при решении прикладных задач. Данное обстоятельство связано с тем, что предложенные распознающие операторы построены с учетом взаимосвязанности признаков. При этом экстремальные распознающие операторы, построенные в рамках предложенных распознающих операторов, значительно снижают число вычислительных операций при распознавании неизвестного объекта. В результате данного исследования выяснилось, что следующие вопросы имеют наиболее важные значения при построении экстремального распознающего оператора: определение числа подмножеств «независимых» признаков; выделение предпочтительных моделей зависимости в каждом множестве признаков для рассматриваемого класса. Поэтому необходимо продолжить исследования в направлении разработки алгоритмов, уточняющих эти параметры модели.

4. Предложенные модели распознающих операторов могут быть использованы в медицинской и технической диагностике, геологическом прогнозировании, биометрической идентификации и других областях, где предусмотрено решение задач классификации объектов, заданных в пространстве взаимосвязанных признаков. Кроме того, эти модели могут использоваться при составлении различных программ, ориентированных на решение задач прогнозирования и классификации объектов с учетом взаимосвязанности признаков.

Литература

- [1] *Журавлёв Ю. И.* Избранные научные труды. М.: Магистр, 1998. 420 с.
- [2] *Ковалевский В. А.* Современное состояние проблемы распознавания образов // Кибернетика, 1967. Т. 3. №5. С. 78-92.
- [3] *Камилов М.М., Мирзаев Н.М., Раджабов С.С.* Современное состояние вопросов построения моделей алгоритмов распознавания // Научный журнал: Химическая технология. Контроль и управление., Ташкент. 2015. №2. С. 99-112.
- [4] *Фазылов Ш. Х., Раджабов С. С., Мирзаев О. Н.* Современное состояние проблем распознавания образов // Проблемы вычислительной и прикладной математики, 2015. №2. С. 99-112.
- [5] *Журавлёв Ю. И., Рязанов В. В., Сенько О. В.* Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения. М.: Фазис, 2006. 159 с.
- [6] *Игнатъев Н.А.* Интеллектуальный анализ данных на базе непараметрических методов классификации и разделения выборок объектов поверхностями. Национальный университет Узбекистана им. Мирзо Улугбека, Ташкент. 2010. – 140 с.
- [7] *Shimamura Shuichi* New Theory of Discriminant Analysis after R. Fisher. New York: Springer, 2017. — 208 p.
- [8] *Фомин Я.А.* Распознавание образов: теория и применения. М.: ФАЗИС, 2012. – 429 с.

- [9] *Duda R., Hart P., Stork D* Pattern Classification. New York: John Wiley, 2001. – 680 p.
- [10] *Dougherty G.A.* Pattern Recognition and Classification. New York: Springer, 2013. – 196 p.
- [11] *Мерков А. Б.* Распознавание образов: Введение в методы статистического обучения. М.: Эдиториал УРСС, 2011. 256 с.
- [12] *Айзерман М. А., Браверманн Э. М., Розоноэр Л. И.* Метод потенциальных функций в теории обучения машин. М.: Наука, 1970. – 348 с.
- [13] *Фазылов Ш. Х., Раджабов С. С., Мирзаев О. Н.* Анализ состояния вопросов построения моделей, основанных на принципе потенциалов // Проблемы вычислительной и прикладной математики, 2016. №3. С. 88-97.
- [14] *Колтовой Н. А.* О полноте линейного пространства распознающих операторов типа вычисления оценок и потенциальных функций // Журнал вычислительной математики и математической физики, 1979. Т. 19. №2. С.496-507.
- [15] *Моттль В.В., Середин О.С., Красоткина О.В., Мучник И.Б.* Комбинирование потенциальных функций в задачах восстановления зависимостей по эмпирическим данным // Доклады Академии наук. 2005. Т. 401. № 5. С. 607-612
- [16] *Бак Х. К.* О модели распознающих алгоритмов типа потенциальных функций // Журнал вычислительной математики и математической физики, 1978. Т. 18. №2. С. 468-479.
- [17] *Богоносцева Т.А.* Метод потенциальных функций в распознавании образов Труды международного симпозиума Надежность и качество. 2013. Т. 1. С. 154-155.
- [18] *Антамошкин А. Н., Масич И. С.* Выбор логических закономерностей для построения решающего правила распознавания // Вестник СибГАУ им. акад. М.Ф. Решетнева, 2014. №5(57). С. 20-25.
- [19] *Лбов Г.С., Бериков В.Б.* Устойчивость решающих функций в задачах распознавания образов и анализа разнотипной информации.Новосибирск: Изд-во Ин-та математики, 2005. – 220 с.
- [20] *Рязанов В.В.* Логические закономерности в задачах распознавания (параметрический подход) Вычислительной математики и математической физики 2007.№ 10 Т. 47. С. 1793-1808.
- [21] *Кудрявцев В. Б., Андреев А. Е., Гасанов Э. Э.* Теория тестового распознавания. М.: Физматлит, 2007. 320 с.
- [22] *Zhuravlev, Yu. I., M., M. Kamilov, and Sh. E. Tulyaganov.* 1974. Algoritmi vichisleniya otsenok i primenenie [Algorithms for calculating estimates and applications.] Tashkent: Sciense, 119 p. (In Russian)
- [23] *Еханин С. М., Кочетова* Вычисление оценок для стандартной обучающей информации в задачах распознавания Вычислительной математики и математической физики 2002. Т. 42. №3. С.438–441.
- [24] *Игнатъев О. А.* Построение корректной комбинации алгоритмов вычисления оценок, настроенных методом скользящего контроля Вычислительной математики и математической физики. 2015. Том 55. № 12. С. 2123–2129.
- [25] *Дьяконов А.Г.* Теория систем эквивалентностей для описания алгебраических замыканий обобщенной модели вычисления оценок Вычислительной математики и математической физики 2010. Том 50. № С. 388–400.
- [26] *Романов М.Ю* Реализация одного метода построения распознающего алгоритма в алгебре над множеством алгоритмов вычисления оценок Вычислительной математики и математической физики 2008. Том 48. № 9. С. 1721–1727

- [27] *Максимов Ю.В.* Корректные алгебры над алгоритмами вычисления оценок в множестве регулярных задач распознавания с непересекающимися классами // Вычислительной математики и математической физики 2009. Том 49. № 7. С. 1327–1339
- [28] *Донской В.И.* Алгоритмические модели обучения классификации: обоснование, сравнение, выбор.– Симферополь: ДИАИПИ, 2014. – 228 с
- [29] *Журавлев Ю.И., Гуревич И.Б.* Распознавание образов и распознавание изображений // Распознавание, классификация, прогноз: Математические методы .и их применение. – М.: Наука, 1989. – Вып. 2. С. 5-72.
- [30] *Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н.М., Мирзаев О.Н.* Об одной модели модифицированных алгоритмов распознавания типа потенциальных функций // Доклады 14-й Всеросс. конф. «Математические методы распознавания образов», М.: МАКС Пресс, 2009. С. 200-203.
- [31] *Мирзаев О.Н.* Выделение подмножеств сильносвязанных признаков при построении экстремальных алгоритмов распознавания // Вестник ТУИТ, 2015. №3. С. 145-151.
- [32] *Камилов М.М., Мирзаев Н.М., Раджабов С.С.* Определение параметров модели алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков Знания – Онтологии – Теории: Материалы Всероссийской конференции с международным участием. – Новосибирск, 2009. – Т. 1. С.35-41.
- [33] *Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н.М., Мирзаев О.Н.* Построение распознающих операторов в условиях взаимосвязанности признаков // Радиоэлектроника, информатика, управление. – Запорожье, 2016. - № 1. С. 58- 63.
- [34] *Неймарк Ю.И., Теклина Л.Г* Новые технологии применения метода наименьших квадратов. – Нижний Новгород: Изд. Нижегородского госуниверситета, 2003. – 196 с.
- [35] *Дрейнер Н., Смит Г.* Прикладной регрессионный анализ. – М: Вильямс, 2007. – 912 стр.
- [36] *Russell J., Cohn R.* Radial Basis Function. New York: Book on Demand, 2012. 140 p
- [37] *Сирота А.А., Цуриков А.В* Модели и алгоритмы классификации многомерных данных на основе нейронных сетей с радиально-базисными функциями // ВестникВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии , 2013. №1. С. 154 - 161.
- [38] *Мирзаев Н.М., Раджабов С.С., Жумаев Т.С.* О параметризации моделей алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков Проблемы информатики и энергетики, 2008. №2-3. С. 23-27.
- [39] *Ripley B.D.* Pattern Recognition and Neural Networks. Cambridge: Cambridge University Press, - 2005. -403 p.
- [40] *Braga-Neto U.M., Dougherty E. R* Error Estimation for Pattern Recognition. New York: Springer, 2016. 312 p.
- [41] *Болл Р.М., Коннел Дж. Х., Панканти Ш. и др.* Руководство по биометрии. – М.: Техносфера, 2007. – 368 с.
- [42] *Самаль Д.И.* Алгоритмы идентификации человека по фотопортрету на основе геометрических преобразований // Автореф. дис. на соиск. уч. ст. канд. техн. наук. – Минск: Ин-т техн. киберн. НАН Беларуси, 2002. – 22 с.
- [43] *Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н.М., Тухтасинов М.Т., Мирзаев О.Н* Выделение признаков при распознавании личности по изображению лица // Современное состояние и перспективы применения информационных технологий в управлении: Сборник докладов Республиканской научно-технической конференции. (5-6 сентября 2017). – Ташкент: ТУИТ, 2017. С. 441-447
- [44] *Фазылов Ш.Х., Раджабов С.С., Мирзаева Г.Р.* Алгоритмы, используемые при создании системы идентификации личности на основе анализа изображения лица // Proceedings

of the International Scientific-Practical and Spiritual-Educational Conference Dedicated to the 1235th Anniversary of Muhammad al-Khwarizmi “Importance of information-communication technologies in innovative development of sectors of economy” (April 5 - 6, 2018, Tashkent, Uzbekistan). - Tashkent, 2018. Pp. 794-797.

- [45] Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н.М., Раджабов С.С. Выделение геометрических признаков лица человека на изображении при идентификации личности // Естественные и технические науки. – Москва, 2008. – № 2. – С.321-327.

Поступила в редакцию 05.11.2018

UDC 004.931

MODEL OF RECOGNITION OPERATORS BASED ON SPECIAL TYPE RADIAL FUNCTIONS*

Mirzaev N. M.

`nomazmirza@rambler.ru`

Scientific and innovation center of information and communication technologies at the Tashkent university of information technologies named after Muhammad al-Khwarizmi, Tashkent

The problems related to the construction of a model of recognition operators focused on the classification of objects in the condition of features' correlations are discussed in this article. The model of recognition operators based on radial functions is considered as an initial model. A distinctive feature of the approach under consideration is the formation of subsets of correlated features and the construction of a distance function based on the correlation model in the constructing of recognition operators. The main advantage of the proposed operators is the allocation of preferred distance functions with the subsequent calculation of the assessment of the belonging of objects and ensuring a significant reduction in the number of computational operations when recognizing unknown objects. This feature is very important for real-time recognition systems. To test the performance of the proposed model, experimental studies were carried out in solving the model problem and the problem of diagnosing the diseases of cereal crops. This model can be used in the preparation of various programs aimed at solving problems of forecasting and classifying objects defined in the space of correlated features.

Keywords: Keywords: pattern recognition, model of recognition operators, subsets of strongly correlated features, representative feature, correlation models.

Citation: Mirzaev N. M. 2018. Model of recognition operators based on special type radial functions. *Problems of Computational and Applied Mathematics*. 6(18):78–91.

*The research was supported by Agency for Science and Technology of the Republic of Uzbekistan (grant BV-M-F4-003).