

УДК 004.931

МОДЕЛИ РАСПОЗНАЮЩИХ ОПЕРАТОРОВ, ОСНОВАННЫХ НА РАДИАЛЬНЫХ ФУНКЦИЯХ*

Фазылов Ш. Х., Мирзаев Н., Мирзаева С. Н.

sh.fazilov@mail.ru; nomazmirza@rambler.ru; snmirzaeva@mail.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 большой размерности признакового пространства. В качестве исходной модели рассмотрена модель распознающих операторов, основанных на радиальных функциях. Основная идея предлагаемой модели состоит в формировании независимых подмножеств взаимосвязанных признаков, выделении набора предпочтительных пар репрезентативных признаков. Отличительная особенность предлагаемой модели алгоритмов заключается в определении подходящего набора двумерных функций расстояния при построении экстремального алгоритма распознавания. Целью данной статьи является разработка модели распознающих операторов, основанных на радиальных функциях, с использованием метода группового учета аргументов. Для проверки работоспособности предложенной модели распознающих алгоритмов проведены экспериментальные исследования при решении ряда задач. Анализ полученных результатов показывает, что рассмотренные модели распознающих операторов эффективно используются в тех случаях, когда между признаками объектов существует некоторая зависимость. При слабом выражении этой зависимости используется классическая модель распознающих операторов. Основным преимуществом предлагаемых распознающих операторов является улучшение точности и значительное сокращение объема вычислительных операций при распознавании неизвестных объектов, что позволяет применить их при построении распознающих систем, работающих в режиме реального времени.

Ключевые слова: распознавание образов, модель распознающих операторов, радиальная функция, зависимость признаков, подмножества сильносвязанных признаков, репрезентативный признак.

Цитирование: *Фазылов Ш. Х., Мирзаев Н., Мирзаева С. Н.* Модели распознающих операторов, основанных на радиальных функциях // Проблемы вычислительной и прикладной математики. — 2018. — № 5(17). — С. 84–94.

1 Введение

В последние годы вопросы разработки и исследования методов и алгоритмов, используемых в системах распознавания образов, являются одним из наиболее интенсивно развивающихся направлений в области компьютерных технологий. Это связано с тем, что спектр применения этих методов непрерывно расширяются. С их помощью решаются многие прикладные задачи, встречающиеся в различных отраслях национальной экономике. В настоящее время методы и алгоритмы используются при решении задач геологического прогнозирования, медицинской и технической диагностики, идентификации личности человека по изображению лица, распознавания

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

речи и других прикладных задач. Известно, что на практике часто встречаются прикладные задачи 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. Поэтому вопросы построения алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков, являются актуальными.

Целью данной работы является разработка модели распознающих операторов, основанных на радиальных функциях, в условиях взаимосвязанности признаков. Следует отметить, что отдельные понятия и обозначения заимствованы из [1].

Для достижения этой цели необходимо решить следующие задачи:

- 1) проанализировать существующие модели распознавания и определить круг решаемых задач;
- 2) разработать модель распознающих операторов, основанных на двумерных радиальных функциях;
- 3) провести экспериментальные исследования для оценки эффективности разработанных распознающих операторов при решении ряда задач.

Объектом исследования данной работы являются распознающие операторы, основанные на радиальных функциях.

Предмет исследования – разработка распознающих операторов на основе построения двумерных функций расстояния.

Основная идея предлагаемой модели распознающих операторов заключается в поиске двумерных функций расстояния, классифицирующих объекты обучающей выборки.

В научном плане результаты данной работы представляют собой новое решение научной задачи, связанной с построением распознающих операторов при условии взаимосвязанности признаков.

Практическая значимость полученных результатов заключается в том, что разработанные алгоритмы и программы могут быть применены при решении прикладных задач в условиях взаимосвязанности признаков.

2 Обзор литературы

Известно, что становление теории распознавания образов связано с плохо формализованными областями науки и производства. Поэтому на первом этапе развития распознавания появилось множество алгоритмов. Эти алгоритмы носили характер проектов различных технических устройств или компьютерных программ, предназначенных для решения конкретных прикладных задач. Работоспособность этих алгоритмов оценивалась полученными результатами проведенных экспериментальных исследований [1–3]. В процессе решения достаточно многих прикладных задач был приобретен определённый опыт в области распознавания образов, и в результате 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 [1, 3, 4]. В работах Ю.И. Журавлёва показано, что произвольный алгоритм распознавания можно представить как последователь-

ное выполнение двух операторов [1, 4]:

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

где \mathbb{B} - распознающий оператор, \mathbb{C} - решающее правило.

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

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

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

На втором этапе решающее правило \mathbb{C} по числовой оценке b_{uv} , вычисленной с применением оператора (2), определяет принадлежность объекта S_u к классам $C_1, \dots, C_j, \dots, C_\ell$:

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

где c_1, c_2 - параметры решающего правила.

В литературе рассматриваются различные правила, однако, как показано в [1], можно ограничиться рассмотрением только правила (3).

К настоящему времени построено и изучено несколько типов моделей.

1. Модели, основанные на использовании принципа деления [3–7].
2. Статистические модели [2, 3, 6–9].
3. Модели, построенные на принципе потенциалов [4, 6, 7, 10–13].
4. Модели, построенные на базе математической логики [3, 4, 14–16].
5. Модели, основанные на вычислении оценок [1, 4, 11, 17–20].

Таким образом, обзор моделей алгоритмов распознавания показывает, что в настоящее время теоретически разработан целый ряд различных методов построения алгоритмов распознавания. Однако анализ существующих литературных источников показывает, что для многих моделей алгоритмов отсутствует возможность [3, 10, 21]:

- анализа данных при довольно больших размерностях признакового пространства;
- построения модели алгоритмов распознавания, которые имеют малую меру сложности. При этом эта модель должна быть достаточно «большой» для эффективного решения достаточно широкого круга практических задач;
- реализации простых оптимизационных процедур построения распознающего алгоритма при наличии взаимосвязанных признаков в обучающей выборке.

К тому же большинство алгоритмов распознавания требует привлечения весьма значительных вычислительных мощностей, которые могут быть обеспечены только высокопроизводительной компьютерной техникой. Следовательно, остается недостаточно разработанным вопрос о практической применимости тех или иных моделей алгоритмов распознавания для решения задач при реальных размерностях данных [22–24].

3 Постановка задачи

Рассмотрим множество допустимых объектов \mathfrak{D} , которое покрыто подмножествами (классами) $C_1, \dots, C_j, \dots, C_\ell$ [1]:

$$\mathfrak{D} = \bigcup_{j=1}^{\ell} C_j, \quad C_j \cap C_j = \emptyset, \quad i \neq j, \quad i, j \in \{1, 2, \dots, \ell\}.$$

При этом разбиение \mathfrak{D} определено не полностью, а имеется только некоторая начальная информация I_0 о классах $C_1, \dots, C_j, \dots, C_\ell$. Обычно I_0 задаётся в виде классифицированных объектов.

Выделим произвольно из \mathfrak{J} m объектов: $\tilde{S}^m = \{S_1, \dots, S_u, \dots, S_m\}$. При этом предполагается, что априорная информация задана как множество пар, состоящих 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:

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

Дан набор объектов $\tilde{S}^q = \{S'_1, \dots, S'_u, \dots, S'_q\}$ из \mathfrak{D} ($\tilde{S}^q \subset \mathfrak{D}$). Основная задача заключается в построении такого распознающего оператора \mathbb{B} , который с применением решающего правила вычисляет значение предиката $P_v(S'_u)$ (где $u = \overline{1, q}, v = \overline{1, l}$) по априорную информацию I_0 :

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

Здесь β_{uv} интерпретируется также, как и в работах [1, 4]. Если $b_{uv} \in \{0, 1\}$ ($\beta_{uv} = 0$ – объект S'_u не входит в класс C_v , $\beta_{uv} = 1$ – объект S'_u входит в класс C_v), то β_{uv} есть значение предиката $P_v(S'_u)$, вычисленное оператором для объекта S'_u . Если $\beta_{uv} = \Delta$, то считается, что оператор не смог определить значение предиката $P_v(S'_u)$.

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 Ивахненко Н.Г. Отличительная особенность рассматриваемого подхода заключается в формировании всевозможных комбинации репрезентативных признаков при построении распознающих операторов. При этом в каждую комбинацию входит только два признака (попарный учет аргументов) [25–27]. На базе этого подхода разработана модель модифицированных распознающих операторов, основанных на радиальных функций, с учетом большой размерности признакового пространства. Основная идея предлагаемой модели распознающих операторов заключается в формировании частного описания, т.е. некоторая простая функция расстояния, аргументами которого является выбранная пара исходных признаков. Задание предложенной модели распознающих операторов включает следующие основные этапы.

1. Выделение подмножеств сильносвязанных признаков. На этом этапе определяется система «независимых» подмножеств признаков, состав которой будет зависеть от параметра n' . В зависимости от способа задания меры близости между подмножествами сильносвязанных признаков (Ω_u и Ω_v) и функционала качества классификационного анализа можно получить разнообразные процедуры выделения независимых множеств сильносвязанных признаков. Процедура выделения подмножеств сильносвязанных признаков более подробно рассмотрена в [28, 29].

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

2. Формирование набора репрезентативных признаков. Основная идея выбора репрезентативных признаков заключается в их различии (несходстве) в формируемом наборе репрезентативных признаков. В процессе формирования набора репрезентативных признаков требуется, чтобы каждый выделенный признак был типичным представителем выделенного подмножества сильносвязанных признаков [29, 30]. В результате выполнения данного этапа получаем сокращенное пространство признаков, размерность которого намного меньше исходного ($n' < n$). Далее сформированное пространство признаков обозначим через X' ($X' = (x_{i_1}, \dots, x_{i_{n'}})$).

3. Определение функции различия $d_\iota(S_u, S_v)$ между объектами S_u и S_v . На этом этапе задается функция, которая характеризует различие между объектами (т.е. S_u и S_v) в двумерном пространстве репрезентативных признаков \mathcal{J}_ι ($\mathcal{J}_\iota = (x_{i_1}, x_{i_2})$, $\mathcal{J}_\iota \subset X'$, $\iota = 1, \dots, \varkappa$, $\varkappa = n' \times (n' - 1)/2$).

При построении функции $d_\iota(S_u, S_v)$ используется следующий принцип: «чем больше значение функции $d_\iota(S_u, S_v)$, тем больше различие между этими объектами». Пусть заданы два объекта S_u и S_v в пространстве X' :

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

Различие между этими объектами в двумерном пространстве \mathcal{J}_ι определяется следующим образом:

$$d_\iota(S_u, S_v) = \sqrt{\sum_{i \in \mathcal{J}_\iota} \lambda_i (a_{ui} - a_{vi})^2}, \quad (4)$$

где λ_i - весовой коэффициент признака.

Функцию различия, определяемую по выражению (4), назовем функцией различия первого уровня. Для того чтобы подчеркнуть, что (4) является функцией различия первого уровня, вместо $d_\iota(S_u, S_v)$ используется обозначение $d_{1\iota}(S_u, S_v)$. Множество функций различия первого уровня обозначим через \mathfrak{R}_1 .

Функцией различия второго уровня назовем функцию, заданную в подпространстве репрезентативных признаков \mathcal{J}_p и \mathcal{J}_q :

$$d_{2\iota}(S_u, S_v) = \epsilon_p d_{1p}(S_u, S_v) + \epsilon_q d_{1q}(S_u, S_v),$$

где ϵ_p , ϵ_q - параметры алгоритма, используемые при построении функции различия второго уровня.

Множество функции близости второго уровня обозначим через \mathfrak{R}_2 . Аналогично определяется множество функции близости k -го уровня обозначим через \mathfrak{R}_k .

4. Определение предпочтительных функций различия. На данном этапе рассмотрим нахождение предпочтительных функций различия, построенных по каждому элементу множества \mathcal{J} ($\mathcal{J} = (\mathcal{J}_1, \dots, \mathcal{J}_\iota, \dots, \mathcal{J}_\varkappa)$, $\mathcal{J}_\iota = (x_{i_1}, x_{i_2})$, $x_{i_1}, x_{i_2} \in X'$)

Введем следующие обозначения: $E_j = \tilde{S}^m \cap C_j$, $\bar{E}_j = \tilde{S}^m \setminus E_j$. Поиск предпочтительной функций различия в \mathcal{J}_ι ($\mathcal{J}_\iota \in \mathcal{J}$, $\iota = 1, \dots, \varkappa$) осуществляется на основе оценки доминированности рассматриваемых функций различия для объектов, которые относятся к множеству I_0 :

$$\mathfrak{D}_\iota = \sum_{j=1}^l \left(\frac{\sum_{S_p \in E_j, S_q \in \bar{E}_j} d_\iota(S_u, S_v)}{\sum_{S_p, S_q \in E_j} d_\iota(S_u, S_v)} \right).$$

Чем больше величина \mathfrak{D}_ι , тем больше отдаётся предпочтение ι -й функции различия, построенной на признаках x_{ι_1} и x_{ι_2} . Если несколько функций получают одинаковое предпочтение, то выбирается любой из них.

5. Задание функции близости $R(S, S_v)$ между объектам S_u и S_v по \mathcal{J}_ι . На данном этапе определяется функция близости между объектами S_u и S_v с помощью радиальных функций $R(S_u, S_v)$. С учетом (4) можно построить различные радиальные функции [31–33], которые характеризуют близость S_u и S_v в пространстве \mathcal{J}_ι , например:

$$R(S_u, S_v) = \exp(-\tau d_\iota(S_u, S_v)), \tag{5}$$

где τ - параметр алгоритма.

6. Вычисление оценки принадлежности для объекта S по классу C_j . Пусть по формуле (5) вычислены значения радиальных функций $R(S_{m_{j-1}+1}, S)$, $R(S_{m_{j-1}+2}, S), \dots, R(S_{m_j}, S)$. Суммарная оценка близости объекта S для класса C_j определяется по формуле:

$$\mathfrak{Y}_j(S) = \sum_{S_u \in E_j} \gamma_u R(S_u, S). \tag{6}$$

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 $\tilde{\pi}$ [18, 34]. Совокупность всех распознающих операторов из предлагаемой модели обозначим через $\mathbb{B}(\tilde{\pi}, S)$. Определение наилучшего распознающего оператора в рамках рассмотренной модели осуществляется в пространстве параметров $\tilde{\pi}$. Наилучший оператор $\mathbb{B}(\tilde{\pi}, S)$ выбирается на основе поиска максимального значения функционала качества распознающего алгоритма $\mathbb{A}(\tilde{\pi}, S)$ (где $\mathbb{A} = \mathbb{B} \circ \mathbb{C}$):

$$F(\tilde{\pi}) = \frac{1}{m} \sum_{S \in V_0} \theta \left(\left\| \tilde{\beta}(S) - \mathbb{A}(\tilde{\pi}, S) \right\|_B \right), \tag{7}$$

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

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 сгенерированы в пространстве признаков большой размерности. Количество классов в данном эксперименте равно двум. Количество признаков в модельном примере равно 300. Число подмножеств сильносвязанных признаков – 8. Объём исходной выборки – 800 реализаций (по 400 реализаций для объектов каждого класса). В качестве испытуемых моделей распознающих операторов были выбраны: модель распознающих операторов, основанных на вычислении оценок (\mathbb{B}_1), и предлагаемая модель (\mathbb{B}_2). 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 делится на две части (выборка для обучения и выборка для контроля), и используется метод скользящего контроля [35]. В этом методе исходная выборка объектов случайным образом разбивается на 20 непесекающихся блоков, включающих по 40 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 20 объектов каждого класса. Процесс скользящего контроля по этим блокам включает несколько шагов. На каждом шаге выбирают 18 из 20 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 контрольной и обучающей выборок выбирают по одному блоку и меняют их местами. 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 для равна 82,5%, для – 95,7%. Сравнение этих результатов показывает, что предложенная модель распознающих операторов позволила повысить точность распознавания объектов, описанных в пространстве взаимосвязанных признаков (более чем на 10 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 за счёт реализации дополнительной процедуры формирования независимых подмножеств взаимосвязанных признаков.

5.2 Практическая задачи

В качестве практического примера рассмотрим задачу распознавания фитосанитарного состояния растений по изображению их листьев [36]. Известно, что ржавчинные болезни зерновых культур, особенно пшеницы, считаются наиболее вредо-

носными и опасными во многих частях мира. Вредоносность этих болезней пшеницы и объемы потерь урожая, вызываемых ими, зависят от ряда факторов: срока первичного поражения (т.е. фазы развития пшеницы, времени начала заболевания), интенсивности развития болезни и других.

Точное определение фазы развития имеет важное значение не только при изучении вредоносных ржавчинных болезней, но и при проведении исследования по прогнозированию развития заболеваний и в организации мероприятий по их защите.

Исходными данными являются 120 изображений листьев пшеницы, которые разделены на два подмножества (классов): 1) изображения листьев пшеницы, заболевшего желтой ржавчиной (C_1); 2) изображения листьев пшеницы, не болеющего желтой ржавчиной (C_2). Из этих изображений 80 выбирались (в данном эксперименте – 96 изображений) для формирования обучающей выборки, остальные 20 – контрольной выборки.

Точность распознавания в процессе контроля с применением \mathbb{B}_1 и \mathbb{B}_2 , соответственно, равна 80,5% и 89,1%. Сравнение этих результатов показывает, что предложенная модель распознающих операторов позволила повысить точность распознавания объектов, описанных в пространстве большой размерности признаков большой размерности (приблизительно на 10 процентов выше, чем с применением модели \mathbb{B}_1). Проведенные экспериментальные исследования показывают, что предложенная модель обеспечивает более высокую точность при решении задачи диагностики заболевания пшеницы по изображениям листьев. Вместе с тем необходимо отметить тот факт, что время, израсходованное на обучение алгоритма, увеличилось, т.к. для построения оптимального распознающего оператора требуется оптимизировать большее число параметров, чем при использовании традиционной модели распознающих операторов \mathbb{B}_1 .

6 Заключение

Анализ существующих литературных источников по распознаванию образов показали, что разработанные методы и алгоритмы, в основном, ориентированы на решение прикладных задач распознавания объектов с независимыми (слабо зависимыми) признаками. Однако, в различных областях науки, технике и производстве встречается ряд прикладных задач распознавания, в которых рассматриваемые образы характеризуются взаимосвязанными признаками. Несмотря на это, вопросы разработки алгоритмов распознавания в условиях взаимосвязанности признаков исследованы недостаточно.

Предложен подход, основанный на оценке взаимосвязанности признаков, и на основе этого подхода построена модель распознающих операторов, основанных на радиальных функциях. Применение разработанных алгоритмов позволяет улучшить точность распознавания объектов, описанных в пространстве большой размерности, и расширить область применения при решении прикладных задач. Данная модель алгоритмов значительно уменьшает число вычислительных операций при распознавании неизвестного объекта и может быть использована при составлении различных программ, ориентированных на решение задач прогнозирования и классификации объектов, заданных в пространстве признаков большой размерности.

В результате данного исследования выяснилось, что следующие вопросы имеют наиболее важное значение при построении экстремального распознающего оператора: определение числа подмножеств «независимых» признаков; выделение предпочтительных моделей зависимости в каждом множестве признаков для рассматрива-

емого класса. Поэтому необходимо продолжить исследования в направлении разработки алгоритмов, уточняющих эти параметры модели.

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] *Фазылов Ш. Х., Раджабов С. С., Мирзаев О. Н.* Современное состояние проблем распознавания образов // Проблемы вычислительной и прикладной математики, 2015. № 2. С. 99-112.
- [4] *Журавлёв Ю. И., Рязанов В. В., Сенько О. В.* Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения. М.: Фазис, 2006. 159 с.
- [5] *Малиновский Л. Т.* Классификация объектов средствами дискриминантного анализа. М.: Наука, 1978. 260 с.
- [6] *Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G.* Pattern Classification. Second Edition New York: John Wiley, Inc., 2001. 680 p.
- [7] *Ту Дж. Т, Гонсалес Р. К.* Принципы распознавания образов. / Пер. с англ. М.: Мир, 1978. – 411 с. (*Tou, J., Gonzalez, R.* Pattern recognition principles. USA: Addison-Wesley, 1974. 408 p.
- [8] *Мерков А. Б.* Распознавание образов: Введение в методы статистического обучения. М.: Эдиториал УРСС, 2011. 256 с.
- [9] *Фомин Я. А., Тарловский Г. Р.* Статистическая теория распознавания образов. М.: Радио и связь, 1986. 264 с.
- [10] *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.
- [11] *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.
- [12] *Бак Х. К.* О модели распознающих алгоритмов типа потенциальных функций // Журнал вычислительной математики и математической физики, 1978. Т. 18. № 2. С. 468-479.
- [13] *Айзерман М. А., Браверманн Э. М., Розоноэр Л. И.* Метод потенциальных функций в теории обучения машин. М.: Наука, 1970. – 348 с.
- [14] *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.
- [15] *Кудрявцев В. Б., Андреев А. Е., Гасанов Э. Э.* Теория тестового распознавания. М.: Физматлит, 2007. 320 с.
- [16] *Лбов Г. С., Старцева Н. Г.* Логические решающие функции и вопросы статистической устойчивости решений. Новосибирск: Изд-во ИМ СО РАН, 1999. 211 с.
- [17] *Дмитриев А. Н., Журавлев Ю. И., Кренделев Ф. П.* О математических принципах классификации предметов и явлений // Дискретный анализ: Сб. науч. тр. Новосибирск: ИМ СО АН СССР, 1966. Вып. 7. С. 3-15.
- [18] *Журавлев Ю. И., Камиллов М. М., Туляганов Ш. Е.* Алгоритмы вычисления оценок и применение. Ташкент: ФАН, 1974. 119 с.

- [19] *Еханян С. М., Кочетова А. И.* Вычисление оценок для стандартной обучающей информации в задачах распознавания // Журнал вычислительной математики и математической физики, 2002. Т. 42. №3. С.438–441.
- [20] *Журавлев Ю. И.* Об одной модификации алгоритмов вычисления оценок // Тезисы 10-го Международной конференции "Интеллектуализация обработки информации", М.: ФИЦ ИУ РАН, 2015. Т. 10. №1. С.11–12.
- [21] *Камиллов М. М., Мирзаев Н. М., Раджабов С. С.* Современное состояние вопросов построения моделей алгоритмов распознавания // Химическая технология. Контроль и управление, 2009. №2. С. 21-27.
- [22] *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.
- [23] *Фазылов Ш. Х., Мирзаев Н. М., Раджабов С. С.* Построение модели алгоритмов вычисления оценок с учётом большой размерности признакового пространства // Вестник Саратовского государственного технического университета, 2012. № 1 (64). Вып.2. С. 274-279.
- [24] *Mirzaev N. M.* About one model of image recognition // Proceedings The First Russia and Pacific Conference «Computer Technology and Applications». Vladivostok, 2010. P. 394-398.
- [25] *Ивахненко Н. Г.* Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. Киев: Техніка, 1975. 260 с.
- [26] *Ивахненко Н. Г.* Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. Киев: Наукова думка, 1981. 296 с.
- [27] *Madala H. R., Ivakhnenko A. G.* Inductive Learning Algorithms for Complex Systems Modeling. CRC Press Inc., Boca Raton, 1994. 368 p. USA: CRC Press Inc., Boca Raton, 1994. 368 p.
- [28] *Фазылов Ш. Х., Мирзаев Н. М., Мирзаев О. Н.* Построение распознающих операторов в условиях взаимосвязанности признаков // Радиоэлектроника, информатика, управление., 2009. № 1. С. 58- 63.
- [29] *Мирзаев О. Н.* Выделение подмножеств сильносвязанных признаков при построении экстремальных алгоритмов распознавания // Вестник ТГУИТ, 2015. №3. С. 145-151.
- [30] *Фазылов Ш. Х., Мирзаев Н. М., Раджабов С. С., Каримов И. К.* Модель распознающих операторов, основанных на принципе ближайшего соседа, в условиях взаимосвязанности признаков // Информатика и системы управления, 2012. №4. С. 34-42.
- [31] *Russell J., Cohn R.* Radial Basis Function. New York: Book on Demand, 2012. 140 p.
- [32] *Сирота А. А., Цуриков А. В.* Модели и алгоритмы классификации многомерных данных на основе нейронных сетей с радиально-базисными функциями // Вестник ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии , 2013. №1. С. 154 - 161.
- [33] *Buhmann M. D.* Radial Basis Functions: Theory and Implementations. Cambridge: Cambridge University Press, 2004. 259. p.
- [34] *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.
- [35] *Braga-Neto U.M., Dougherty E. R* Error Estimation for Pattern Recognition. New York: Springer, 2016. 312 p.

- [36] *Мирзаев Н. М.* Модель выделения признаков в задаче диагностики фитосостояния растений по изображениям листьев // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета, 2012. №3 (41). С. 21-25.

Поступила в редакцию 17.09.2018

UDC 004.931

CONSTRUCTION OF RECOGNITION ALGORITHMS BASED ON THE TWO-DIMENSIONAL FUNCTIONS*

Fazilov Sh. Kh., Mirzaev N., Mirzaeva S. N.

sh.fazilov@mail.ru; nomazmirza@rambler.ru; snmirzaeva@mail.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 of constructing of a model of recognition operators, oriented to the classification of objects in conditions of large dimensionality of the feature space are considered in this paper. As the initial model, the model of recognition operators, based on radial functions, are considered. The main idea of the proposed model consists in the formation of independent subsets of correlated features, the selection of a set of preferred pairs of representative features. A distinctive feature of the proposed model of algorithms is the determination of a suitable set of two-dimensional distance functions in the construction of an extreme recognition algorithm. The purpose of this article is to develop a model of recognition algorithms based on radial functions, using the method of group accounting of arguments. The subjects of the study are models of algorithms based on two-dimensional distance functions. In scientific terms, the results of this work together represent a new solution to the scientific problem related to the reliability of algorithms based on radial functions. The practical significance of the results lies in the fact that the developed algorithms and programs can be applied in medical and technical diagnostics, geological prediction, biometric identification and other areas where the problem of classification of objects specified in the large dimensional feature space. To test the efficiency of the proposed model of recognition algorithms, experimental studies were conducted to solve a number of model problems. The analysis of the obtained results shows that the considered models of algorithms are effectively used in those cases when there is a certain correlation between the features of the objects. When this correlation is weakly expressed, the classical model of recognition algorithms is used. The main advantage of the proposed recognition algorithms is the improvement of accuracy and a significant reduction in the amount of computational operations for the recognition of unknown objects, which makes it possible to apply them in the construction of real time operating recognition.

Keywords: pattern recognition, model of recognition operators, radial function, features correlations, subset of strongly correlated features, representative feature

Citation: Fazilov Sh. Kh., Mirzaev N., Mirzaeva S. N. 2018. Construction of recognition algorithms based on the two-dimensional functions. *Problems of Computational and Applied Mathematics*. 5(17): 84–94.

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