УДК 004.931

ПОСТРОЕНИЕ РАСПОЗНАЮЩИХ ОПЕРАТОРОВ, ОСНОВАННЫХ НА ПОРОГОВЫХ ФУНКЦИЯХ РАССТОЯНИЯ*

Фазылов Ш.Х., Хамдамов Р.Х., Мирзаева Г.Р., Мирзаев О.Н.
sh.fazilov@mail.ru; r.hamdamov@mail.ru; grmirzaeva@mail.ru
Научно-инновационный центр информационно-коммуникационных технологий

В данной статье рассматривается задача распознавания образов, заданных в пространстве взаимосвязанных признаков. Для решения данной задачи предлагается новый подход к построению модели распознающих операторов, учитывающих взаимосвязанность заданных признаков. Основная идея предлагаемого подхода заключается в формировании независимых подмножеств взаимосвязанных признаков и выделении предпочтительной модели зависимости для каждого подмножества сильносвязанных признаков. Целью данной статьи является разработка модели распознающих операторов, основанных на радиальных функциях, с использованием метода группового учета аргументов. В научном плане результаты данной работы в совокупности представляют собой новое решение научной задачи, связанной с вопросами повышения надежности распознающих алгоритмов, основанных на радиальных функциях. Практическая значимость результатов заключается в том, что разработанные алгоритмы и программы могут быть применены в медицинской и технической диагностике, геологическом прогнозировании, биометрической идентификации и других областях, где предусмотрено решение задачи классификации объектов, заданных в пространстве признаков большой размерности. Для проверки работоспособности предложенной модели распознающих алгоритмов проведены экспериментальные исследования при решении задачи идентификации личности по изображению подписи.

Ключевые слова: распознавание образов, модель распознающих операторов, радиальная функция, подмножество сильносвязанных признаков, репрезентативный признак

Цитирование: *Фазылов Ш.Х., Хамдамов Р.Х., Мирзаева Г.Р., Мирзаев О.Н.* Построение распознающих операторов, основанных на пороговых функциях расстояния // Проблемы вычислительной и прикладной математики. — 2019. — № 1(19). — С. 67–77.

1 Введение

В последнее годы вопросы разработки и исследования методов и алгоритмов, используемых в системах распознавания образов, являются одним из наиболее интенсивно развивающихся направлений в области компьютерных технологий. Поэтому всё более широкий круг специалистов, уделяет внимание к проблеме распознавания образов, и число научных публикаций по данной тематике постоянно растёт. Это связано с тем, что спектр применения этих методов непрерывно расширяется и методы распознавания образов находят всё большее применение в науке, технике, производстве и повседневной жизни.

Известно, что непрерывный рост сложности изучаемых объектов характерен для современной науки. Одной из характерных особенностей сложных объектов является их многомерность. Для описания подобных объектов используется большое число переменных (признаков). Однако, в условиях большой размерности признакового

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

пространства большинство признаков взаимосвязано, что затрудняет использование многих известных алгоритмов распознавания [1–3]. Данное обстоятельство и определяет актуальность задачи, связанной с вопросами разработки и исследования алгоритмов распознавания объектов, заданных в признаковом пространстве большой размерности.

Цель данной работы состоит в разработке модели распознающих операторов в условиях большой размерности пространства признаков.

Для достижения этой цели необходимо решить следующие задачи:

– проанализировать существующие модели распознающих операторов и определить круг решаемых задач;

– разработать модель алгоритмов распознавания, основанных на пороговых функциях расстояния;

– провести экспериментальные исследования для оценки эффективности разработанных распознающих операторов.

В качестве исходной модели алгоритмов распознавания рассмотрена модель, основанная на использовании радиальных функций. Основная идея предлагаемой модели заключается в построении распознающих операторв на основе аппарата пороговой логики [2]. Следует отметить, что данная работа является логическим продолжением исследований научной школы академика РАН Ю.И. Журавлёва и неопределенные понятия, использованне в данной работе, приведены в работах [4, 5].

Объектом исследования являются распознающие операторы типа радиальных функций. Предмет исследования – модифицированные распознающие операторы, основанные на построении пороговых функций расстояния.

В научном плане результаты данной работы представляют собой новое решение научной задачи, связанной с построением распознающих алгоритмов при условии большой размерности пространства признаков. Практическая значимость полученных результатов заключается в том, что разработанные операторов могут быть применены при решении прикладных задач в условиях большой размерности пространства признаков (например, при идентификации человека по изображению подписи).

2 Обзор литературы

Анализ литературных источников по распознаванию образов показывает, что развитие теории распознавания образов подразделяют на два этапа. Первый этап развития носил характер проектов различных технических устройств или алгоритмов для решения конкретных прикладных задач. Ценность разработанных методов распознавания образов определяется, прежде всего, достигнутыми экспериментальными результатами [1, 4].

Второй этап развития теории распознавания образов характеризуется переходом от отдельных алгоритмов к построению моделей - семейства алгоритмов для единого описания методов решения классификационных задач [1]. На данном этапе развития Ю.И.Журавлёвым показано, что произвольный алгоритм распознавания можно представить как последовательное выполнение операторов B (распознающий оператор) и C (решающее правило) [4, 5]:

$$A = B \circ C \tag{1}$$

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 $\widetilde{b}_u$ $\left(B = (S_u) = \widetilde{b}_u\right)$, где $\widetilde{b}_u = (\mathfrak{b}_{\mathfrak{u}1}, ..., \mathfrak{b}_{\mathfrak{uj}}, ..., \mathfrak{b}_{\mathfrak{ul}})$.

На втором этапе по числовой оценке b_{uj} решающее правило C определяет значение предиката $P_j\,(S_u)$ (см. формулу (4)).

К настоящему времени построены и изучены несколько типов моделей, из которыхможно позволяют выделить следующие достаточно известные алгоритмы распознавания образов:

– модели, основанные на использовании принципа разделения; [4–12, 14–16, 23, 24].

– модели, построенные на основе метода потенциальных функций [4–8];

– статистические модели [6, 8, 9, 13–17];

– модели, построенные на базе математической логики [4, 17–19, 23];

– модели, основанные на вычислении оценок [4, 5, 20–22];

Однако анализ этих моделей показывает, что в настоящее время главным образом разрабатываются модели алгоритмов распознавания, ориентированные на решение задач, где объекты описаны в пространстве независимых (или слабозависимых) признаков. Большинство моделей алгоритмов распознавания требует привлечения огромных 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 больших размерностях данных. Поэтому вопросы усовершенствования, разработки и исследования моделей алгоритмов распознавания, ориентированных на решение задач диагностирования, прогнозирования и классификации объектов в условиях большой размерности признакового пространства, являются актуальными.

3 Основные понятия и обозначения

Рассмотрим множество допустимых объектов D, которое состоит из l подмножеств (классов) $\mathcal{K}_1, ..., \mathcal{K}_j, ..., \mathcal{K}_l$

$$\mathcal{D} = \bigcup_{l}^{j=1} \mathcal{K}_j, \mathcal{K}_i \cap \mathcal{K}_j = \varnothing, i \neq j, i, j \in \{1, 2, ..., l\} \tag{2}$$

При этом предполагается, что разбиение (2) определено не полностью, однако имеется только некоторая начальная информация I_0 о классах $\mathcal{K}_1, \ldots, \mathcal{K}_j, \ldots, \mathcal{K}_l$. Для определения I_0 выделим m объектов из $\mathcal{D}$: $\tilde{S}^m = \{S_1, \ldots, S_u, \ldots, S_m\}$. Введем следующие обозначения: $\tilde{\mathcal{K}}_j = \tilde{\mathcal{S}}^m \cap K_j$, $\mathcal{C}\tilde{\mathcal{K}}_| = \mathcal{S}^m \setminus K_j$. Тогда начальная информация I_0 можно представить как множество пар, состоящее из S_u и $\tilde{\alpha}\,(S_u)$:

$$I_0 = \{S_1, \tilde{\alpha}(S_1), \ldots, S_u, \tilde{\alpha}(S_u), \ldots, S_m, \tilde{\alpha}(S_m)\}\,, \tag{3}$$

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

$$P_j\left(S_u\right) = \begin{cases} 1, \text{ если } & S_u \in \tilde{K}_j; \\ 0, \text{ если } & S_u \notin \tilde{K}_j. \end{cases} \tag{4}$$

Совокупность информационных векторов, соответствующих объектам $\tilde{S}^m$, образует информационную матрицу $\|\alpha_{uj}\|_{m\times l}$.

4 Постановка задачи

Пусть дано некоторая выборка, состоящая из q объектов:$\tilde{S}^q = \left\{S'_1, \dots, S'_u, \dots, S'_q\right\}$ $\tilde{S}_q \subset \mathcal{D}$. Каждому объекту из выборки $\tilde{S}^q$, в пространстве признаков X, соответствует определенный вектор признаков:

$$S'_1 = (\alpha_1 1', \dots, \alpha_1 i', .., \alpha_1 n'),$$

$$\dots,$$

$$S'_u = (a_u 1', \dots, a_u i', .., a_u n')$$

$$\dots,$$

$$S'_q = (a_q 1', \dots, a_q i', .., a_q n')$$

При этом размерность n пространства исходных признаков достаточно большая. В этих условиях большинство признаков взаимосвязано, что затрудняет использование многих алгоритмов распознавания [1–3]. Задача заключается в построении такого распознающего оператора B, который с применением решающего правила C вычисляет значения предиката $P_j(S'_u)(P_j(S'_u) = "S'_u \in \mathcal{K}_j 2'', u = \overline{1,q}$ по начальной информации (3):

$$B\left(\tilde{S}^q\right) = \|\mathfrak{b}_{uv}\|_{q\times l}, C\left(= \|\mathfrak{b}_{uv}\|_{q\times l}\right) = \|\beta_{qx}\|_{q\times l}, \beta_{uv} \in \{0, 1, \Delta\}$$

,

где β_{ij} интерпретируется как в работах [4, 5, 30].

5 Предлагаемые подход

Для решения сформулированной задачи предлагается оригинальный подход к построению алгоритмов распознавания образов, заданных в признаковом пространстве большой размерности. Данный подход опирается на результаты исследований научных школ Журавлёва Ю.И. и Ивахненко Н.Г. Отличительная особенность рассматриваемого подхода заключается в выделении совокупности подмножества взаимосвязанных признаков и формировании всевозможных комбинаций репрезентативных признаков при построении распознающих операторов. При этом в каждую комбинацию входит только два признака (попарный учет аргументов) [25, 26]. На базе этого подхода разработана модель модифицированных распознающих операторов, основанных на радиальных функциях. Основная идея предлагаемой модели распознающих операторов заключается в частичном сравнении объектов распознавания по их векторам-признакам. Даннае сравнение осуществляется на основе построения некотор простого функция расстояния. Аргументами подобных функций расстояния является выбранная пара исходных признаков. В качестве простой функции расстояния рассматривается пороговая функция с двумя аргументами. Задание предложенной модели распознающих операторов включает следующие основные этапы.

1. Выделение подмножеств сильносвязанных признаков. На этом этапе определяется система «независимых» подмножеств признаков. В результате выполнения данного этапа выделяется система n' «независимых» подмножеств сильносвязанных признаков $\mathfrak{S}_q$ $(q = \overline{1, n'})$. Мощность подмножеств $\mathfrak{W}_q$ зависит от параметра n'. Задавая различные значения параметру $n^{`}$ можно получить различные распознающие операторы [2, 27] .

В зависимости от способа задания меры близости между подмножествами сильносвязанных признаков ($\mathfrak{S}_p$ и $\mathfrak{S}_q$) и функционала качества классификационного анализа можно получить разнообразные процедуры выделения независимых множеств сильносвязанных признаков.

2. Формирование набора репрезентативных признаков. На данном этапе осуществляется формирование набора репрезентативных признаков, каждый из которых является типичным представителем выделенного подмножества сильносвязанных признаков [3, 28].

В результате выполнения данного этапа получаем сокращенное пространство признаков, размерность которого намного меньше исходного $(n' < n)$. Далее сформированное пространство признаков обозначим через X', где $X' = x_1, \ldots, x_{n'}$.

3. Построение модели принятия промежуточных решений. На этом этапе выполняется построение модели принятия промежуточных решений, определяемых как элементарные пороговые правила. Они характеризуют элементарные решающие (дискриминантные) функции, построенные в рамках элементарной модели принятия промежуточных решений. Эти модели используются для описания степени «похожести» соответствующих частей рассматриваемого набора признаков.

Пусть на объектах, принадлежащих классу $\mathfrak{K}_j$, даны несколько простых моделей в пространстве репрезентативных признаков X',:

$$\gamma_1 = \mathfrak{f}\left(x_1', x_2'\right), \gamma_2 = \mathfrak{f}\left(x_1', x_2'\right) \ldots, \gamma_i = \mathfrak{f}\left(x_{i_1}', x_{i_2}'\right), \ldots, \gamma_n = \mathfrak{f}\left(x_{n'-1}, x_{n'}\right) \tag{5}$$

где $\mathfrak{f}$ – элементарные решающие (дискриминантные) функции, построенных в рамках заданного множества моделей принятия промежуточных решений F.

В качестве заданного множества моделей F рассмотрим линейные модели. Тогда модели (5) задаются в виде

$$\gamma_i = c_{i_1} x_{i_1} + c_{i_2} x_{i_2}', \tag{6}$$

где c_{i_1}, c_{i_2}– параметры распознающего оператора.

На данном этапе в качестве параметров модели (6) для класса $\mathcal{K}_j$ задается $\tilde{\varsigma} = \{\overline{c}_1, \overline{c}_2, \ldots, \overline{c}_i, \ldots, \overline{c}_n\}$, где $\left(\overline{c}_{i_1}, \overline{c}_{i_2}\right), j = \overline{1, l}$.

4. Определение функции близости $d_u\left(\mathfrak{K}_j, S\right)$ для класса подпространстве репрезентативных признаков. На данном этапе задается функция, характеризующая сходство объекта S и объектов класса K_j в двумерном подпространстве репрезентативных признаков $\mathcal{D}_u$ $\left(u = \overline{1, \mathfrak{k}_1}, \mathfrak{k}_1 = \mathfrak{n}, \mathcal{D}_u = \left(x_{u_1}, x_{u_2}\right), x_{u_1}, x_{u_2} \in X'\right)$ Близость между объектом S и объектами, принадлежащими классу $\mathcal{K}_j$, в подпространстве репрезентативных признаков $\mathcal{D}_u$ определяются следующим образом. Пусть S - произвольный допустимый объект, заданный в пространстве репрезентативных признаков:

$$S = (a_1, \ldots, a_i, \ldots, a_{n'})$$

Тогда на базе модели принятия промежуточных решений можно определить элементарные пороги δ_i, $(i = 1, 2, ..., \mathfrak{n})$

$$\delta_i\left(\mathcal{K}_j, S\right) = \begin{cases} 1, \text{ если } \ \mathfrak{f}\left(a_{i_1}', a_{i_2}'\right) > \delta_i; \\ 0, \text{ в противном случае,.} \end{cases} \tag{7}$$

где a'_{i_1}, a'_{i_2} – значения i_1 -го и i_2 -го репрезентативных признаков объекта S; δ_i – заданный порог.

Функция (7) низивается функцией близости нулевого уровня. При построении функции близости нулевого уровня. При построение функции близости первого уровня в качестве параметров $\tilde{\delta} = \{\delta_1, \delta_2, .., \delta_i, .., \delta_n\}$ для класса $\mathcal{K}_j = \left(j = \overline{1, l}\right)$.

Далее на данном этапе формируется функция, определяющая сходство объекта S и объектов класса K_j в четырёхмерном подпространстве репрезентативных признаков $\mathfrak{E}_u \left(u = \overline{1, \mathfrak{k}}\right)$, где $\mathfrak{E}_u = (x_{u_1}, x_{u_2}, x_{u_3}, x_{u_4})$, $x_{u_1}, x_{u_2}, x_{u_3}, x_{u_4} \in X', \mathfrak{k}_2 = C^2_{\mathfrak{k}_1}$. Расстояния между этими объектами в подпространстве репрезентативных признаков $\mathcal{D}_u$ определяются следующим образом:

$$d_{1_u}\left(\mathcal{K}_j\right) = \sum_{i=1}^{2} \tau_{1_{ui}} \delta_i \left(\mathcal{K}_j, S\right), \tag{8}$$

где $\tau_{1_{u1}}, \tau_{1_{u2}}$ – значения весовых коэффициентов.

Тогда, используя (8), введем понятие функции близости первого уровня. Функцией близости второго уровня называется пороговая функция, заданная в четырёхмерном подпространстве репрезентативных признаков $\mathfrak{E}_u$:

$$\mu_{1_u}\left(\mathcal{K}_j, S\right) = \begin{cases} 1, \text{ если } & d_{1_u}\left(\mathcal{K}_j, S\right) \leqslant \varepsilon_{1_u}; \\ 0, \text{ если } & d_{1_u}\left(\mathcal{K}_j, S\right) > \varepsilon_{1_u}, \end{cases}$$

где ε_{1_u} – параметр алгоритма, используемый при построении функции близости первого уровня. Множество функций близости первого уровня обозначим через $\mathfrak{B}_1$. Функцией близости второго уровня называется пороговая функция, заданная в подпространстве репрезентативных признаков $\mathfrak{E}_u$ и $\mathfrak{E}_v$:

$$\mu_{2_u}\left(\mathcal{K}_j, S\right) = \begin{cases} 1, \text{ если } & d_{2_u}\left(\mathcal{K}_j, S\right) \leqslant \varepsilon_{2_u}; \\ 0, \text{ если } & d_{2_u}\left(\mathcal{K}_j, S\right) > \varepsilon_{2_u}, \end{cases}$$

$$d_{2_u}\left(\mathcal{K}_j\right) = \sum_{i=1}^{2} \tau_{1_{ui}} d_{1_i} \left(\mathcal{K}_j, S\right),$$

где ε_{2u} – параметр алгоритма, используемый при построении функции близости второго уровня;$\tau_{2_{u1}}, \tau_{2_{u2}}$ – значения весовых коэффициентов.

Множество функций близости второго уровня обозначим через $\mathfrak{B}_2$.

Функцией близости k-ого уровня называется пороговая функция, заданная в подпространстве репрезентативных признаков $\mathfrak{E}_{u_1}, \ldots, \mathfrak{E}_{u_k}$ $\left(u = \overline{1, \mathfrak{k}_{k-1}}, \mathfrak{k}_k = c^k_{\mathfrak{k}_{k-1}}\right)$:

$$\mu_{k_u}\left(\mathcal{K}_j, S\right) = \begin{cases} 0, & \text{если } \sum_{i=1}^{2} \tau_{ku_i} d_{(k-1)_i}\left(\mathcal{K}_j, S\right) \leqslant \varepsilon_{k_u}; \\ 1, & \text{если } \sum_{i=1}^{2} \tau_{ku_i} d_{(k-1)_i}\left(\mathcal{K}_j, S\right) > \varepsilon_{k_u}, \end{cases}$$

где ε_{k_u}, ku_i – параметры алгоритма, используемые при построении функции близости kого уровня.

Множество функции близости k -ого уровня обозначим через $\mathfrak{B}_k$.

5. Выделение предпочтительных функций близости. В результате выполнения данного этапа определяются предпочтительные функции близости. Рассмотрим нахождение предпочтительной функции близости на основе анализа данных об объектах, принадлежащих и не принадлежащих классу $\mathcal{K}_j$.

Введем следующие обозначения: $E_1 = \tilde{K}_j$, $E_2 = C\tilde{\mathcal{K}}_j$. Поиск предпочтительной функции близости осуществляется на основе оценки доминированности рассматриваемых моделей для объектов, которые относятся к множеству $\tilde{S}^m$ [2, 30]:

$$\mathcal{P}_{iu} = \left(m_2 \sum_{S \in E_1} \mu_{iu} \left(\mathcal{K}_j, S \right) \right) / \left(m_1 \sum_{S \in E_1} \mu_{iu} \left(\mathcal{K}_j, S \right) \right)$$

$m_1 = |E_1|\,, m_2 = |E_2|$.

Чем больше величина $\mathcal{P}_{iu}$, тем больше отдаётся предпочтение u-й функции близости i-ого уровня. Если несколько функций получают одинаковое предпочтение, то выбирается любой из них. Полученную часть набора (подмножества) функций близости обозначим через $\mathfrak{P}_i$

6. Оценка для класса по совокупности предпочтительных функций близости одного уровня. Оценка принадлежности объекта S к классу $\mathcal{K}_j$ $\left(j = \overline{1, l}\right)$ по совокупности предпочтительных функций близости одного (i-ого) уровня вычисляется следующим образом ($i = 1, \ldots, k$):

$$\mathfrak{O}_j^i \left(S \right) = \sum_{u=1}^{k_i} \gamma_u \mu_{iu} \left(\mathcal{K}, S \right) \tag{9}$$

где γ_u– параметр алгоритма ($u = 1, \ldots, k_i; k_i = |\mathfrak{P}_i|$).

В формуле (9) вычисление $\mathfrak{O}_j^i \left(S \right)$ осуществляется по всем $\mu_{iu} \left(\mathcal{K}_j, S \right)$, где $\mu_{iu} \left(\mathcal{K}_j, S \right) \in \mathfrak{P}$.

7. Оценка для класса по совокупности оценок всех уровней. Оценка принадлежности объекта S к классу $\mathfrak{K}_j$ $\left(j = \overline{1, l}\right)$ вычисляется следующим образом:

$$B \left(S \right) = \left(\mathfrak{O}_1 \left(S \right), ..., \mathfrak{O}_j \left(S \right), ..., \mathfrak{O}_l \left(S \right) \right)$$

$$\mathfrak{O}_j \left(S \right) = \sum_{i=1}^{k} v_i \mathfrak{O}_j^i,$$

где v_i– параметр алгоритма.

8. Решающее правило. Решение принимается поэлементно [4, 5], т.е.

$$\beta_{i_j} = C \left(\mathfrak{O}_j, \left(S_i \right) \right) = \begin{cases} 0, & \text{если } \mathfrak{O}_j, \left(S_i \right) < c_1,; \\ 1, & \text{если } \mathfrak{O}_j, \left(S_i \right) > c_2,, \\ \Delta, & \text{если } c_1 \leqslant \mathfrak{O}_j, \left(S_i \right) \leqslant c_2,, \end{cases}$$

где c_1, c_2 – параметры алгоритма.

Таким образом, мы определили класс модифицированных алгоритмов распознавания, основанных на двумерных пороговых функциях. Произвольный алгоритм A из этой модели полностью определяется заданием набора параметров π. Совокупность всех распознающих алгоритмов из предлагаемой модели обозначим через $A \left(\pi, S \right)$. Поиск наилучшего алгоритма осуществляется в пространстве параметров π [31].

6 Эксперименты

Для проверки работоспособности предложенных алгоритмов проведены экспериментальные исследования при решении задачи распознавания личности по изображению подписи. В качестве испытуемых моделей распознающих алгоритмов были выбраны: $\mathfrak{M}_1$ – модель распознающих алгоритмов, основанных на вычислении оценок $[5, 21]$; $\mathfrak{M}_2$ – модель распознающих алгоритмов, основанных на потенциальных функциях [6–8]; $\mathfrak{M}_3$ – предллагаемой модель.

Задачу распознавания личности по изображению подписи сформулируем следующим образом. Дано несколько 300 изображений подписи, которые разделены на 5 подмножеств (классов). В каждом эксперименте, согласно [32], из этих изображений 90% случайным образом выбирались для формирования обучающей выборки, остальные 10% – контрольной выборки. При этом выделение признаков изображения подписи осуществлялось с использованием алгоритма, приведенного в [33].

Результаты проведенных экспериментальных исследований показали высокую точность разработанной модели распознающих алгоритмов при решении данной задачи.

7 Заключение

Предложена модель распознающих операторов, основанных на радиальных функциях. Построение предлагаемой модели опирается на определении независимых и репрезентативных признаков.

В процессе решения распознавания личности по изображению подписи определено, что этапы формирования подмножеств «независимых» признаков, а именно вопросы определения числа этих подмножеств и набора репрезентативных признаков, имеют важное значение при решении аналогичных задач. Поэтому дальнейшие исследования целесообразно продолжить в указанных направлениях.

Разработанная модель может быть использована при составлении различных программных комплексов, ориентированных на решение задач прогнозирования и классификации объектов, заданных в пространстве признаков большой размерности.

Литература

[1] *Фазылов Ш.Х. Мирзаев О.Н. Раджабов С.С.* Современное состояние проблем распознавания образов // Проблемы вычислительной и прикладной математики, 2015. № 2. –С. 99-112.

[2] *Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н.М., Мирзаев О.Н.* Построение распознающих операторов в условиях взаимосвязанности признаков // Радиоэлектроника, информатика, управление, 2016. – № 1. –С. 58- 63.

[3] *Мирзаев Н.М.* Модифицированные распознающие операторы, основанные на радиальных функциях// Проблемы вычислительной и прикладной математики,2018. – № 1. –С. 100-106.

[4] *Журавлёв Ю. И.* Избранные научные труды. – М.: Магистр, 1998. 420 с.

[5] *Журавлёв Ю. И.* Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения / Ю.И. Журавлёв, В.В. Рязанов, О.В. Сенько. – М.: Фазис, 2006. *159 с.

[6] *Васильев В.И.* Распознающие системы. –Киев: Наукова думка, 1983. 422 с.

[7] *Айзерман М. А., Браверманн Э. М., Розоноэр Л. И.* Метод потенциальных функций в теории обучения машин. –М.: Наука, 1970. 348с.

[8] *Ту Дж. Г., Гонсалес З.К.* Принципы распознавания образов. –М: Мир 1978. 411с.

[9] *Загоруйко И.Г* Методы распознавания и их применение. –М.: Советское радио, 1978. 411 с.

[10] *Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л.* Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. — М.: Горячая линия-Телеком, 2007. 452 с.

[11] *Симанков В.С., Луценко Е.В.* Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов. –Краснодар: Изд-во КубГТУ, 1999. 318 с

[12] *Хайкёин С.* Нейронные сети: полный курс. – М.: ООО «И.Д.Вильямс», 2006. 1104 с.

[13] *Шлезингер М. Главач В.* Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию. – Киев: Наукова думка, 2004.

[14] *Duda R.O.* Pattern Classification, Second Edition Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork. – New York: John Wiley, Inc., 2001. 680 p.

[15] *S. Theodoridis, K. Koutroumbas.* Pattern Recognition: Theory and Applications, 4th edition – New York: Academic Press, 2009. 957 p.

[16] *Dougherty G.* Pattern Recognition and Classification: An Introduction / – New York: Springer, 2013. 196 p.

[17] *Загоруйко Н.Г.* Прикладные методы анализа данных и знаний– Новосибирск: ИМ СО РАН, 1999. 270 с.

[18] *Лбов Г.С* Методы обработки разнотипных экспериментальных данных. Новосибирск: Наука, 1981. 160 с.

[19] *Лбов Г.С., Бериков В.Б.* МУстойчивость решающих функций в задачах распознавания образов и анализа разнотипной информации. –Новосибирск: Изд-во Ин-та математики, 2005. – 220 с

[20] *Дмитриев А.Н., Журавлев Ю.И., Кренделев Ф.П.* О математических принципах классификации предметов и явлений //Дискретный анализ. 1966. – Вып. 7. – С. 3-11.

[21] *Журавлев Ю.И., Камилов М.М., Туляганов Ш.Е.* Алгоритмы вычисления оценок и их применение. –Ташкент: Фан, 1974. 119 с.

[22] *Авалиани Г.В.* Эвристические методы в распознавании образов. –Тбилиси: Мецниереба, 1988. 77 с.

[23] *Горелик А.Л., Гуревич И.Б., Скрипкин В.А* Современное состояние проблемы распознавания: Некоторые аспекты. М.: Радио и связь, 1985. 160 с.

[24] *Дюк В.А.* Компьютерная психодиагностика. – СПб.: Братство, 1994. 365 с.

[25] *Ивахненко Н. Г.* Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. : Киев: Наукова думка, 1981. 296 с.

[26] *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.

[27] *FazilovSh.Kh., Mirzaev N.M., Radjabov S.S., Mirzaev O.N.* Determination of subsets of strongly dependent features based on radial functions // International Conference on Innovations in Engineering, Technology and Sciences" (ICIETS-2018). P. 1-4.

[28] *FazilovSh.Kh., Mirzaev N.M., Radjabov S.S., Mirzaev O.N.* Determination of subsets of strongly dependent features based on radial functions // International Conference on Innovations in Engineering, Technology and Sciences" (ICIETS-2018). P. 1-4.

[29] *Kamilov M.M., Fazilov Sh.Kh., Mirzaev N.M., Radjabov S.S.* Estimates calculations algorithms in condition of huge dimensions of feartures' space // Problems of Cybernetics and Informatics (PCI'2012): Proceedings The 4th International Conference, Baku, Azerbaijan, Vol. I, P. 184-187.

[30] *Mirzaev N, Saliev E.* Recognition Algorithms Based on Radial Functions // Proceedings of the 3nd Russian-Pacific Conference on Computer Technology and Applications (August 18 – 25, 2018, Vladivostok, Russky Island, Russia).Vladivostok: FEFU, 2018. P. 1-6.

[31] *Мирзаев Н.М., Раджабов С.С., Жумаев Т.С.* О параметризации моделей алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков //Проблемы информатики и энергетики, Ташкент, 2008, №2, С.23-27.

[32] *Braga-Neto U.M., Dougherty E.R.* Error Estimation for Pattern Recognition. New York: Springer, 2016. 312 p.

[33] *Мирзаев Н.М.* Выделение признаков изображения при распознавании личности по подписи //Современное состояние и перспективы применения информационных технологий в управлений: Доклады Республиканской научно-технической конференции, 5-6 сентябрь 2017 г. – Ташкент, 2017. С. 307-313.

Поступила в редакцию 20.12.2018

UDC 004.931

CONSTRUCTION OF RECOGNITION OPERATORS BASED ON DISTANCE THRESHOLD FUNCTIONS*

Fazilov Sh.Kh., Khamdamov R.Kh., Mirzaeva G.R., Mirzaev O.N.
sh.fazilov@mail.ru; r.hamdamov@mail.ru; grmirzaeva@mail.ru
Scientific and innovation center of information and communication technologies at the Tashkent university of information technologies named after Muhammad al-Khwarizmi, Tashkent

This article discusses the problem of pattern recognition, given in the space of interrelated features. To solve this problem, a new approach to constructing a model of recognizing operators is proposed, taking into account the interconnectedness of the given features. In this case, the construction of a model of recognition operators was carried out on the basis of radial functions. The main idea of the proposed approach is to form independent subsets of interrelated features and highlight the preferred dependency model for each subset of tightly coupled features. A distinctive feature of the proposed model of algorithms is to determine a suitable set of two-dimensional distance functions when building a model of discriminating operators. The purpose of this article is to develop a model of recognizing operators based on radial functions using the group-based argument method. The subject of the research is the development of a model of recognizing operators based on two-dimensional distance functions. Scientifically, the results of this work in the aggregate represent a new solution to a scientific problem related to the issues of increasing the reliability of recognition 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 forecasting, biometric identification and other areas where it is possible to solve the problem of classifying objects defined in a space of large dimensionality. To test the performance of the proposed model of recognition algorithms, experimental studies were carried out in solving a number of problems. The analysis of the obtained results shows that the considered recognition operators are used in cases where there is some dependence between the attributes of objects belonging to the same class. With a weak expression of this dependence, the classical model of recognition operators is used. The main advantage of the proposed recognition operators is the improvement in accuracy and a significant reduction in the amount of computational operations in recognition of unknown objects, which allows them to be used in the construction of recognition systems operating in real time.

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

Keywords: pattern recognition, model of recognizing operators, radial function, dependence of features, subset of tightly coupled features, representative feature, preferred dependency model.

Citation: Fazilov Sh.Kh., Khamdamov R.Kh., Mirzaeva G.R., Mirzaev O.N. 2019. Construction of recognition operators based on distance threshold functions. *Problems of Computational and Applied Mathematics.* 1(19): 67–77.