

УДК 004.93

МОДИФИЦИРОВАННЫЕ РАСПОЗНАЮЩИЕ ОПЕРАТОРЫ, ОСНОВАННЫЕ НА РАДИАЛЬНЫХ ФУНКЦИЯХ

Мирзаев Н.М.

старший научный сотрудник,

Научно-инновационный центр информационно-коммуникационных технологий,

тел.: (71)-237-61-64, e-mail: nomazmirza@rambler.ru

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. Отличительная особенность рассматриваемого подхода заключается в формировании подмножеств взаимосвязанных признаков и выделении набора репрезентативных признаков при построении распознающих операторов. Основным преимуществом предлагаемых операторов является выделение предпочтительных признаков 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 задачи диагностики заболевания зерновых культур. Данная модель может быть использована при составлении различных программ, ориентированных на решение задач прогнозирования и классификации объектов, заданных в пространстве признаков большой размерности.

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

MODIFIED RECOGNITION OPERATORS BASED ON RADIAL FUNCTIONS

Mirzaev N.M.

The problems related to the construction 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 article. As the initial model, the model of recognizing operators based on radial functions is considered. A distinctive feature of this approach is the formation of subsets of correlated features, the selection of a set of representative and preferred features in the construction of recognizing operators. The main advantage of the proposed operators is a significant reduction in the number of computational operations when recognizing unknown objects. This characteristic is very important for real-time recognition systems. To test the efficiency of the proposed model, experimental studies were carried out to solve the problem of diagnosis of cereal crops. This model can be used in the compilation of various software complexes aimed at solving problems of forecasting and classification of objects specified in the large dimensional feature space.

Keywords: pattern recognition, model of recognizing operators, subsets of strongly correlated features, representative feature, preferred feature

РАДИАЛ ФУНКЦИЯЛАРГА АСОСЛАНГАН ТАНИБ ОЛИШ ОПЕРАТОРЛАРИНИНГ МОДИФИКАЦИЯ

Мирзаев Н.М.

Мақолада белгилар фазосининг ўлчами катта бўлган шароитда объектларни классификация қилишга йўналтирилган таниб олиш операторлари моделини қуриш билан боғлиқ масалалари қаралган. Дастлабки таянч модели сифатида радиал функцияларга асосланган таниб олиш операторлари модели қаралган. Таклиф қилинган ёндошувнинг ўзига хос хусусияти таниб олиш операторларни қуришда ўзаро боғлиқ бўлган белгиларнинг қисм-тўплamlарини шакллантириш, репрезентатив ва афзалликка эга бўлган белгилар тўплamlарини ажратишдан иборат. Мақолада қаралган операторларнинг асосий афзаллиги номаълум объектларни таниб олишда ҳисоблаш операцияларини сонининг сезиларли даражада камайтиришдан иборат ва унинг ушбу хоссаси ҳақиқий вақтлар режимида ишловчи таниб олиш тизимларини яратишда жуда муҳим аҳамиятга эга. Таклиф қилинган моделни ишга яроқли эканлигини текшириш учун экспериментал тадқиқот ўтказилди. Бу тадқиқотда ғаллани касаллик ҳолатини ташхис қилиш масаласини ҳал қилиш қаралган. Мазкур моделдан ўлчами катта белгилар фазосида берилган объектларни сифларга ажратиш (классификация қилиш) ва башорат

(прогноз) қилиш масалаларини ҳал қилишга қаратилган турли дастурий мажмуаларни ишлаб чиқишда фойдаланиш мумкин.

Калит сўзлар: тимсолларни таниб олиш, таниб олиш операторлари модели, ўзаро боғлиқ белгиларнинг қисм-тўплами, репрезентатив белгилар, афзалликка эга бўлган белгилар.

1. Введение

Одним из наиболее интенсивно развивающихся направлений в области компьютерных технологий являются вопросы разработки и исследования методов и алгоритмов, используемых в системах распознавания образов. Это связано с тем, что спектр применения этих методов весьма широк. С их помощью решаются, в основном, задачи геологического прогнозирования, задачи медицинской и технической диагностики, задачи биометрической идентификации человека, задачи распознавания речи и другие прикладные задачи.

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 моделей распознавания в условиях большой размерности пространства признаков, являются актуальными.

Целью данной работы является разработка модели распознающих операторов, основанных на радиальных функциях, с учетом большой размерности пространства признаков. Для достижения этой цели необходимо решать следующие задачи:

- 1) проанализировать существующие модели распознавания и определить круг решаемых задач;
- 2) разработать модели распознающих операторов, основанных на оценке взаимосвязанности признаков;
- 3) провести экспериментальные исследования для оценки работоспособности разработанных распознающих операторов.

Объектом исследования данной работы являются распознающие операторы. Предмет исследования – построение распознающих операторов, основанных на радиальных функциях, в условиях взаимосвязанности признаков.

Основная идея предлагаемой модели распознающих операторов заключается в поиске некоторых зависимостей между признаками, характеризующих объектов распознавания в обучающей выборке.

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 фотопортрету).

2. Обзор литературы

Анализ существующих публикаций показывает, что на начальном этапе развития распознавания образов 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. Однако, они носили характер проектов различных технических устройств или алгоритмов для решения конкретных прикладных задач. Их ценность, прежде всего, определялась достигнутыми экспериментальными результатами [1-3].

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 [1,4]:

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

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 b_u :

$$B(S_u) = b_u, \tag{2}$$

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

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

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

где c_1, c_2 – параметры решающего правила.

К настоящему времени построено и изучено несколько типов моделей.

1. *Модели, основанные на использовании принципа разделения* [1, 2, 4-6]. Во многих задачах описания объектов задаются наборами значений числовых признаков (объекты можно представить как точки в n -мерном евклидовом пространстве). Такие объекты (точки) могут быть разделены на классы гиперповерхностями достаточно простого вида, например:

$$R(x) = a_0 + \sum_i ax + \sum_i \sum_j a_k x_i x_j, k = n \times i + j.$$

Успех применения R -модели зависит от двух факторов: вида функции $R(x)$ и практической возможности определения ее коэффициентов.

2. *Статистические модели* [6-10]. 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, в то время как 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* [4, 9-17]. В основе формирования этих моделей лежит так называемая потенциальная функция. 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, 13-15]. Они в основном строятся на основе исчисления высказываний, в частности, на аппарате алгебры логики. В этих моделях классы и признаки объектов рассматриваются как логические переменные, а описание классов на языке признаков представляется в форме булевых соотношений.

5. *Модели, основанные на вычислении оценок* [1, 4, 16-20]. Основой формирования этих моделей является принцип частичной прецедентности. Главная идея этого принципа 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.

В результате анализа этих моделей можно сделать следующие выводы:

- разработанные модели распознавания, в основном, ориентированы на распознавании объектов, описанных в пространстве независимых признаков;
- многие модели распознавания не имеют возможности анализировать данные при довольно больших размерностях признакового пространства;
- вопросы реализации оптимизационных

процедур при построении распознающего оператора в условиях взаимосвязанности признаков исследованы недостаточно.

3. Постановка задачи

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

$$\mathcal{D} = \bigcup_{j=1}^{\ell} \mathcal{K}_j, \mathcal{K}_j \cap \mathcal{K}_j = \emptyset, i \neq j, i, j \in \{1, 2, \dots, \ell\}.$$

При этом разбиение \mathcal{D} определено не полностью. 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 \mathcal{D} произвольно m объектов: $\tilde{S}^m = \{S_1, \dots, S_u, \dots, S_m\}$. При этом предполагается, что априорная информация I_0 задана 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 $S_u (S_u \in \mathcal{D})$: $\tilde{\alpha}(S_u) = (\alpha_{u1}, \dots, \alpha_{uj}, \dots, \alpha_{u\ell})$. 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 $\mathcal{D} (\tilde{S}^q \subset \mathcal{D})$: $\tilde{S}^q = \{S'_1, \dots, S'_u, \dots, S'_q\}$. 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 априорной информации I_0 :

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

Здесь β_{ij} 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 β_{uv} 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 $P_j(S'_u)$.

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 формировании подмножеств взаимосвязанных признаков и выделении набора репрезентативных признаков при построении распознающих операторов. На базе этого подхода разработана модель модифицированных распознающих операторов, основанных на радиальных функциях.

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 (\mathfrak{G}_p и \mathfrak{G}_q) и функционала качества классификационного анализа можно получить разнообразные процедуры выделения независимых множеств сильносвязанных признаков. Процедура выделения подмножеств сильносвязанных признаков более подробно рассмотрена в [21].

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

3. *Определение предпочтительных признаков.* В результате выполнения данного этапа формируются предпочтительные признаки объектов. Рассмотрим нахождение предпочтительного признака в рамках набора репрезентативных признаков. Пусть $\{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ – множество репрезентативных признаков, которые определены на предыдущем этапе. Известно, что каждому объекту S ($S \in \mathfrak{J}$) соответствует k' -мерный вектор $\bar{a} = (a_1, a_2, \dots, a_{k'})$ в пространстве репрезентативных признаков \mathcal{X} ($\mathcal{X} = (x_1, x_2, \dots, x_k)$). Выбор предпочтительного признака из множества \mathcal{X} осуществляется на основе оценки доминантности рассматриваемого признака, которая разделяет объекты, принадлежащих множеству \tilde{S}^m , на два подмножества (т.е. на принадлежащих и не принадлежащих классу \mathcal{K}_j объектов) [22]:

$$\mathcal{R}_{ij} = \frac{Q_1 \times \mathcal{N}_1 \times \mathcal{N}_2}{Q_2 \times (\mathcal{N}_1(\mathcal{N}_1 - 1) + \mathcal{N}_2(\mathcal{N}_2 - 1)) / 2}, \quad (4)$$

$$Q_1 = \sum_{j=1}^{\ell} \sum_{S \in \tilde{\mathcal{K}}_j} \sum_{S_u \in \tilde{\mathcal{K}}_j} (a_i - a_{iu})^2,$$

$$Q_2 = \sum_{S \in \tilde{\mathcal{K}}_j} \sum_{S_u \notin \tilde{\mathcal{K}}_j} (a_i - a_{iu})^2$$

где $\mathcal{N}_1 = |\tilde{\mathcal{K}}_j|$, $\mathcal{N}_2 = |\tilde{\mathcal{K}}'_j|$, $\tilde{\mathcal{K}}'_j = |\tilde{S}^m \setminus \tilde{\mathcal{K}}_j|$.

При вычислении \mathcal{R}_{ij} предполагается, что S и S_u – различные объекты (т.е. $S \neq S_u$). Основная идея выделения предпочтительного диагностического признака заключается в правиле: чем меньше величина \mathcal{R}_{ij} , тем большее предпочтение получает соответствующий признак при разделении объектов, принадлежащих $\tilde{\mathcal{K}}_j$. Если два и более признака получают одинаковое предпочтение, то выбирается любой из них.

В результате выполнения данного этапа определяются предпочтительные признаки на основе анализа репрезентативных признаков, принадлежащих рассматриваемому классу $\tilde{\mathcal{K}}_j$. Набор предпочтительных признаков обозначается через \wp_j . Здесь индекс j подчеркивает, что данное множество признаков является предпочтительным при распознавании объектов, принадлежащих к классу $\tilde{\mathcal{K}}_j$. Таким образом, на данном этапе формируются множества предпочтительных признаков \tilde{x}_j ($j = 1, k_j$):

$$\tilde{x}_j = \{x_1^j, x_2^j, \dots, x_{k_j}^j\},$$

где k_j – мощность множества предпочтительных признаков, т.е. $k_j = |\tilde{x}_j|$.

Далее рассматриваются только предпочтительные признаки:

$$\wp = \bigcup_{j=1}^l \tilde{x}_j$$

4. *Определение функции различия $d(S_u, S_v)$ между объектами S_u и S_v .* На этом этапе задается функция, которая характеризует различие между объектами S_u и S_v в пространстве предпочтительных признаков \wp , $\wp \subset \{\tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_j, \dots, \tilde{x}_{l'}\}$, где \tilde{x}_j – набор предпочтительных признаков, определяемых по формуле (4). При построении функции $d(S_u, S_v)$ используется следующий принцип: “чем больше значение функции $d(S, S_v)$, тем больше различие между этими объектами”.

Пусть заданы два объекта S_u и S_v в пространстве \wp ($n_0 = |\wp|$):

$$S_u = (a_{u1}, \dots, a_{un_0}) \text{ и } S_v = (a_{v1}, \dots, a_{vn_0}).$$

Различие между этими объектами следующее:

$$d(S_u, S_v) = \sum_{i=1}^{n_0} \lambda_i (a_{ui} - a_{vi})^2 \quad (5)$$

где λ_i -весовой коэффициент признака.

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

С учетом (5) можно построить различные радиальные функции [25, 26], которые характеризуют близость S_u и S_v в пространстве \wp , например:

$$\phi(S_u, S_v) = \exp(-\tau d(S_u, S_v)), \quad (6)$$

где τ - параметр алгоритма.

6. *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 ($\{S_{m_{j-1}+1}, S_{m_{j-1}+2}, \dots, S_{m_j}\} = \tilde{S}^m \cap \mathcal{K}_j$). Рассмотрим суммарную оценку для объекта S по всем объектам класса \mathcal{K}_j . Пусть по формуле (6) вычислены значения радиальных функций $\phi(S_{m_{j-1}+1}, S), \phi(S_{m_{j-1}+2}, S), \dots, \phi(S_{m_j}, S)$. Суммарная оценка близости объекта S для класса \mathcal{K}_j определяется по формуле:

$$\begin{aligned} \phi_j(S) &= \sum_{S_u \in \tilde{\mathcal{K}}_j} \gamma_u \phi(S_u, S), \\ \tilde{\mathcal{K}}_j &= \tilde{S}^m \cap \mathcal{K}_j, \end{aligned}$$

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} [7, 8]. 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:

$$\begin{aligned} F(\tilde{p}) &= \frac{1}{m} \sum_{S \in V_0} h(\tilde{\beta}(S) - \mathbb{B}(\tilde{p}, S)_B), \quad (7) \\ h(x) &= \begin{cases} 1, & \text{при } x = 0; \\ 0, & \text{при } x \neq 0, \end{cases} \end{aligned}$$

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

5. Эксперименты и результаты

В целях проверки работоспособности предложенной модели операторов проведено экспериментальное исследование при решении задачи распознавания фитосанитарного состояния растений по изображению их листьев.

Известно, что ржавчинные болезни зерновых культур, особенно пшеницы, считаются наиболее вредоносными 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 (класса): 1) изображения листьев пшеницы, заболевшей желтой ржавчиной (\mathcal{K}_1); 2) изображения листьев пшеницы, не болеющей желтой ржавчиной (\mathcal{K}_2). Из этих изображений 80% выбирались (в данном эксперименте – 96 изображений) для формирования обучающей выборки, остальные 20% – контрольной выборки.

В качестве испытуемых моделей распознающих операторов были выбраны: модель распознающих операторов, основанных на дискриминантные функции (\mathbb{B}_1), модель распознающих операторов, основанных на вычислении оценок (\mathbb{B}_2), и модель (\mathbb{B}_3), предлагаемая в настоящей работе. Сравнительный анализ перечисленных моделей распознающих операторов при решении данной задачи проведен по точности распознавания объектов контрольной выборки.

Для определения точности распознавания при решении рассматриваемой задачи, в целях исключения удачного (или неудачного) разбиения исходной выборки \mathcal{T} на две части \mathcal{T}_0 и \mathcal{T}_k ($\mathcal{T} = \mathcal{T}_0 \cup \mathcal{T}_k$, \mathcal{T}_0 – выборка для обучения, \mathcal{T}_k – выборка для контроля), используется метод скользящего контроля [23]. В этом методе исходная выборка объектов случайным образом разбивается на 10 непересекающихся блоков, включающих по 12 изображений листьев 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 6 изображений листьев каждого класса. Процесс скользящего контроля по этим блокам включает несколько шагов. На каждом шаге выбирают 8 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 блоках (контрольной выборке). В результате каждой проверки определяется и фиксируется оценка качества распознающих операторов по точности. 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 изображений листьев 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.

Точность распознавания в процессе обучения (вычисленная по формуле 7) для \mathbb{B}_1 равна 96,1%, для \mathbb{B}_2 – 97,4% и 97,6% для \mathbb{B}_3 . Точность распознавания в процессе контроля с применением \mathbb{B}_1 , \mathbb{B}_2 и \mathbb{B}_3 , соответственно, равна 81,5; 84,8% и 95,3%. 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% 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, в частности \mathbb{B}_1 , \mathbb{B}_2 .

6. Заключение

Анализ существующих литературных источников по распознаванию образов показал, что разработанные методы и алгоритмы, в основном, ориентированы на решение прикладных задач распознавания объектов с независимыми (слабовзависимыми) признаками. Однако, в различных областях науки, техники и производства 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 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.

Литература

- [1] Журавлев Ю.И. Избранные научные труды. - М.: Магистр, 1998. -420 с.
- [2] Ковалевский В.А. Современное состояние проблемы распознавания образов //Кибернетика. – Киев, 1967. – №5.– С. 78-92.
- [3] Камиллов М.М., Мирзаев Н.М., Раджабов С.С. Современное состояние вопросов построения моделей алгоритмов распознавания // Научный журнал: Химическая технология. Контроль и управление. – Ташкент, 2009, № 2. –С.21-27.
- [4] Журавлев Ю.И., Рязанов В.В., Сенько О.В. Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения. — М.: Фазис, 2006. -159 с.
- [5] Shinmura Shuichi. New Theory of Discriminant Analysis after R. Fisher. – New York: Springer, 2017. — 208 p.
- [6] McLachlan G.J. Discriminant Analysis and Statistical Pattern Recognition. – New York: John Wiley & Sons, 2004, -545 p.
- [7] Мерков А.Б. Распознавание образов: Введение в методы статистического обучения. – М.: Эдиториал УРСС, 2011. – 256 с.
- [8] Dougherty G.A. Pattern Recognition and Classification. – New York: Springer, 2013. – 196 p.
- [9] Duda R., Hart P., Stork D. Pattern Classification. – New York: John Wiley, 2001. – 680 p.
- [10] Фомин Я.А. Распознавание образов: теория и применения. – М.: ФАЗИС, 2012. – 429 с.
- [11] 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
- [12] Богоносцева Т.А. Метод потенциальных функций в распознавании образов // Труды международного симпозиума Надежность и качество. 2013. Т. 1. С. 154-155.
- [13] 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.

- [14] *Рязанов В.В.* Логические закономерности в задачах распознавания (параметрический подход) // Журнал вычислительной математики и математической физики. 2007. Т. 47. № 10. С. 1793-1808.
- [15] *Кудрявцев В.Б., Андреев А.Е., Гасанов Э.Э.* Теория тестового распознавания. – М.: Физматлит, 2007. – 320 с.
- [16] *Игнатъев О. А.* Построение корректной комбинации алгоритмов вычисления оценок, настроенных методом скользящего контроля // Журнал вычислительной математики и математической физики. 2015. Том 55. №12. –С. 2123–2129.
- [17] *Дьяконов А.Г.* Теория систем эквивалентностей для описания алгебраических замыканий обобщенной модели вычисления оценок // Журнал вычислительной математики и математической физики. 2010. Том 50. №2. –С. 388–400.
- [18] *Романов М.Ю.* Реализация одного метода построения распознающего алгоритма в алгебре над множеством алгоритмов вычисления оценок // Журнал вычислительной математики и математической физики. 2008. Том 48. № 9. –С. 1721–1727
- [19] *Максимов Ю.В.* Корректные алгебры над алгоритмами вычисления оценок в множестве регулярных задач распознавания с непересекающимися классами // Журнал вычислительной математики и математической физики. 2009. Том 49. №7. –С. 1327–1339
- [20] *Донской В.И.* Алгоритмические модели обучения классификации: обоснование, сравнение, выбор. – Симферополь: ДИАИПИ, 2014. – 228 с.
- [21] *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.
- [22] *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.
- [23] *Braga-Neto U. M., Dougherty E. R.* Error Estimation for Pattern Recognition. –New York: Springer, 2016. -312 p.