Знания-Онтологии-Теории (ЗОНТ-09)

Определение параметров модели алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков

Камилов М.М.[1], Мирзаев Н.М.[2], Раджабов С.С.[1]

[1]*Институт математики и информационных технологий АН РУз ул. Дурмон йули, 29, г.Ташкент, 100125, Узбекистан.*

[2]*Ташкентский государственный экономический университет, пр. Узбекистанская, 49, г.Ташкент, 100063, Узбекистан*

komilov@yandex.ru, mnm2005@rambler.ru, s_radjabov@yahoo.com

Аннотация. *Рассмотрены вопросы построения экстремального алгоритма в рамках модели алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков. Основная идея построения данного алгоритма заимствована у АВО. Приведены процедуры вычисления значений параметров экстремального алгоритма в рамках рассматриваемой модели. При этом применяется подход, основанный на итеративном определении значений этих параметров. Идея итеративной корректировки значений параметров схожа с идеей обучения нейронной сети методом обратного распространения ошибки. Для проверки работоспособности предложенных процедур определения значений параметров экстремального алгоритма решены модельная и практическая задачи.*

Ключевые слова: *подмножество взаимосвязанных признаков, модель зависимости, репрезентативный признак, элементарное пороговое правило, экстремальный алгоритм*

1 Введение

Одним из наиболее интенсивно развивающихся направлений прикладной математики и информатики является теория и методы распознавания образов. Это связано с тем, что в последние годы расширяется применение этих методов при решении различных прикладных задач. Поэтому все более широкий круг специалистов уделяет внимание к проблеме распознавания образов.

Известно [1], что на сегодняшний день построено и изучено несколько достаточно известных моделей алгоритмов распознавания: модели, основанные на использовании принципа разделения; статистические модели; модели, построенные на принципе потенциалов; модели, построенные на базе математической логики; модели, основанные на вычислении оценок. 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. В связи с этим вопросы усовершенствования, разработки и исследования моделей алгоритмов распознавания, ориентированных на решение задач диагностирования, прогнозирования и классификации объектов в условиях взаимосвязанности признаков.

Целью данной работы является решение вопросов, связанных с вычислением значений неизвестных параметров при построении экстремальных алгоритмов распознавания, основанных на вычислении оценок в условиях взаимосвязанности признаков. При этом используется эвристический подход, основанный на последовательном применении локальных процедур вычисления значений параметров на каждом этапе.

В [2,3] были описаны алгоритмы распознавания, основанные на оценке взаимосвязанности признаков. Эти алгоритмы определяются заданием семи этапов:

1) определяются подмножества сильносвязанных признаков $W_A = \{\Gamma_1, \Gamma_2, ..., \Gamma_{n'}\}$;

2) формируется набор репрезентативных признаков в каждом подмножестве сильносвязанных признаков Γ_q $(q = \overline{1, n'})$;

3) определяются модели зависимостей в Γ_q $(q = \overline{1, n'})$ для K_j $(j = \overline{1, l})$;

4) на базе зависимости $x_i = F_j(\overline{c}, x_{i_0})$ определяются элементарные пороговые правила принятия решений δ_i $(i = \overline{1, N_q - 1})$ в виде:

$$\delta_i(K_j, S) = \begin{cases} 1, \text{если} \left| x_i - F_j(\overline{c}, x_{i_0}) \right| < \Delta_q \\ 0, \text{ в противном случае} \end{cases}; \tag{1}$$

5) задаётся система опорных множеств Ω_A ($\Omega_A \subseteq \Omega$) [4];

6) оценивается степень принадлежности объекта S к классу K_j $(j = \overline{1, l})$;

7) к определенным для классов оценкам применяется решающее правило, относящее распознаваемый объект S к одному из классов K_j $(j = \overline{1, l})$ или отказывающееся его классифицировать.

Таким образом, определена модель алгоритмов распознавания типа вычисления оценок, основанных на оценке взаимосвязанности признаков, и получено ее отображение в пространстве параметров π [5]: $\pi = (n', \{c_{i_0}, c_{i_1}\}, \{\Delta_q\}, \{\gamma_{\widetilde{\omega}}\}, c_1, c_2)$.

2 Постановка задачи

Формальное описание задачи определения параметров π заключается в следующем. Дана модель алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков. Любой алгоритм A из этой модели полностью определяется заданием набора параметров $\pi = (n', \{c_{i_0}, c_{i_1}\}, \{\Delta_q\}, \{\gamma_{\widetilde{\omega}}\}, c_1, c_2)$. Совокупность всех распознающих алгоритмов из предлагаемой модели обозначим через $A(\pi, S)$. Тогда, задачу построения экстремальных алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков, можно сформулировать как задачу поиска оптимального алгоритма $A(\pi^*, S)$ среди распознающих алгоритмов $A(\pi, S)$. Здесь π – вектор настраиваемых параметров.

Критерий качества распознавания зададим в виде

$$\Psi_A(\pi, \widetilde{S}^q) = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^{q} \theta(\left\| \widetilde{\alpha}(S_i) - A(\pi, S_i) \right\|_B), \quad \theta(x) = \begin{cases} 0, \text{ при } x = 0; \\ 1, \text{ в противном случае,} \end{cases} \tag{2}$$

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

Тогда задача построения экстремальных алгоритмов заключается в нахождении оптимального значения параметра $\pi = (n', \{\lambda_i\}, \xi, \{\gamma_u\}, c_1, c_2)$ для данной модели алгоритмов распознавания, обеспечивающего выполнение условия $\pi^* = \arg\min_{\pi} \Psi_A(\pi)$.

3 Метод решения

Сформулированная задача для ее решения сводится к нахождению оптимального значения на каждом этапе. После каждой итерации вычисляется значение функционала качества (2). Если оно меньше заданного порога или число итераций больше заданного, то процедура поиска останавливается. Рассмотрим процедуры определения значений параметров каждого этапа в отдельности.

1. Процедура определения подмножеств сильносвязанных признаков. Пусть Γ_q $(q = \overline{1, n'})$ - подмножества сильносвязанных признаков. Меру близости $L(\Gamma_p, \Gamma_q)$ между подмножествами Ω_p и Ω_q можно задать различными способами, например:

$$L(\Gamma_p, \Gamma_q) = \frac{1}{N_p \cdot N_q} \sum_{x_i \in \Gamma_p} \sum_{x_j \in \Gamma_q} \eta(x_i, x_j).$$

Определение $W_A = \{\Gamma_1, \Gamma_2, ..., \Gamma_{n'}\}$ осуществляется следующим образом.

Шаг 1. На первом шаге предполагается, что в каждом подмножестве содержится только один элемент. В этом случае мы имеем n подмножеств.

$$\Gamma_1 = \{x_1\}, \Gamma_2 = \{x_2\}, ..., \Gamma_n = \{x_n\}\text{ , } (N_1 = N_2 = ... = N_n = 1) \text{ и } L(\Gamma_i, \Gamma_j) = b_{ij}\text{ .}$$

Определим начальную матрицу связи $\left\|L_{ij}^1\right\|$ как $L_{ij}^1 = b_{ij}$. Далее рассмотрим выполнение произвольного u -го шага ($u > 1$).

Шаг u. Допустим на ($u-1$)-м шаге определены $(n-u+1)$ подмножеств $\Omega_1, ..., \Omega_{n-u-1}$ и построена матрица связи $\left\|L_{ij}^{(u-1)}\right\|_{(n-u+1)x(n-u+1)}$.

Тогда на u -м шаге выполняются следующие операции:

- объединение Γ_p и Γ_q в одно подмножество, если

$$L(\Gamma_p, \Gamma_q) = \max\left\|L_{ij}^{(u-1)}\right\|_{(n-u+1)x(n-u+1)}, \quad (i, j \in [1,2..., n-u+1], i \neq j)\text{ ;}$$

- формирование новой матрицы связи $\left\|L_{ij}^u\right\|$-го порядка.

Процесс объединения признаков продолжается до тех пор, пока не получится $n^{'}$ подмножеств ($n^{'}$ - некоторое заданное число), т.е. $n^{'}$ "независимых" подмножеств признаков $\Gamma_1, \Gamma_2, ..., \Gamma_{n'}$, из которых каждый признак сильно связан в своем подмножестве.

2. Процедура определения репрезентативного признака в каждом подмножестве сильносвязанных признаков. На данном этапе можно использовать различные способы выбора несвязанных (репрезентативных) признаков из подмножества сильносвязанных признаков. Основная идея выбора заключается в выделении максимально “независимого” (или слабозависимого) набора признаков [6].

Пусть Γ_q $(q = \overline{1, n^{'}})$ - подмножества сильносвязанных признаков. Предполагается, что вычислено N_q - число элементов (мощность) этих подмножеств:

$$N_q = card(\Gamma_q)\text{ , } \quad q = \overline{1, n^{'}}\text{ .}$$

Тогда процедуру данного этапа можно описать следующим образом. В начале предполагается, что $q = 0$.

Шаг 1. Выбор в качестве репрезентативных признаков изолированных элементов подмножества Γ_q, которые резко отличаются от других признаков. На данном шаге осуществляются следующие действия:

- значение q увеличивается на единицу и осуществляется проверка условия $q > n^{'}$. Если данное условие выполняется, то алгоритм останавливается;

- если $N_q = 1$, то элемент, принадлежащий подмножеству Γ_q, относится к числу репрезентативных признаков, и выполняется переход к предыдущему действию.

Шаг 2. Выделение репрезентативного признака, когда подмножество сильносвязанных признаков содержит более двух элементов. Т.е. при $N_q > 2$ выполнить следующую последовательность операций для всех элементов Γ_q, кроме рассматриваемого элемента:

- для каждого элемента Γ_q вычислить оценку близости каждого элемента к другим элементам данного подмножества признаков

$$\mu_i = \sum_{j=1}^{i-1} \eta(x_i, x_j) + \sum_{j=i+1}^{N_q} \eta(x_i, x_j)\text{ ;}$$

- определить тот элемент подмножества Ω_q, который максимально близок к другим элементам

$$\mu_j = \max_{i \in [1, N_q]} \mu_i\text{ ;}$$

- в качестве репрезентативного признака выбрать признак x_j.

Шаг 3. При $N_q = 2$ выполняются следующие действия:

- для каждого элемента Γ_q вычислить оценку близости к репрезентативным элементам других подмножеств, которые выбраны на предыдущих этапах отбора:

$$\mu_i = \sum_{j=1}^{N_0} \eta(x_i, x_j), \quad i = 1,2,...,2k; \quad j = 1,2,...,N_0;$$

где k - число подмножеств, которые состоят из двух элементов. N_0 - число обособленных элементов и элементов, выбранных из подмножеств с мощностью более двух;

- определить тот элемент подмножества Γ_q, который существенно отличается от других выделенных репрезентативных признаков

$$\mu_j = \min_{i \in [1,2]} \mu_i ;$$

- в качестве репрезентативного признака выбрать признак x_j;

- перейти к шагу 1.

В результате рассмотренных действий формируется пространство с меньшим числом признаков, каждый из которых является представителем выделенного подмножества сильносвязанных признаков.

3. Процедура определения моделей зависимости в каждом подмножестве признаков для класса. Пусть x_{i_0} - репрезентативный признак, принадлежащий множеству Γ_q. Модели зависимости в Γ_q задаются в виде

$$x_i = F(\overline{c}, x_{i_0}), \quad x_i \in \Gamma_q \setminus x_{i_0},$$

где $\overline{c}$ - неизвестный вектор параметров, F - параметрическая модель зависимости, которая принадлежит к некоторому заданному классу $\{F\}$.

В качестве заданного множества $\{F\}$ рассмотрим линейные модели. При этом предполагается, что признак $x_{i_0} (x_{i_0} \in \Gamma_q)$ является независимой переменной, а признак $x_i (x_i \in \Gamma_q \setminus x_{i_0})$ является зависимой переменной. Тогда модель зависимости задаётся в виде

$$x_i = c_{i_1} x_{i_0} + c_{i_0},$$

где c_{i1}, c_{i0} - параметры, которые определяются на основе критерия наименьших квадратов [7].

4. Процедура определения элементарных пороговых правил принятия решений. Для определения Δ_q-порогов из (1) использованы генетические алгоритмы. Применены следующие параметры для этих алгоритмов:

- численность популяции $N_l = 100$;
- длина хромосом $ch = 16 \cdot N$;
- вероятность скрещивания $p_c = 0.98$;
- вероятность мутации $p_m = 0.1$.

Т.к. этап инициализации (формирования) исходной популяции играет важную роль в скорости сходимости алгоритма, то за начало поиска взята точка, максимально близкая к оптимуму. Для этого определим Δ_q-пороги аналогично в [4] последовательностью следующих действий.

Шаг 1. Разность между определенной зависимостью $F(\overline{c}, a^q_{i_0 j})$ во множестве сильносвязанных признаков Γ_q ($q = \overline{1, n'}$) и значением a^q_{ij} признака обозначим через

$$a'_{ij} = \left| a^q_{ij} - F(\overline{c}, a^q_{i_0 j}) \right|, \tag{3}$$

где $i = \overline{1, m}$; $j = \overline{1, N_q - 1}$.

Шаг 2. Просуммируем элементы каждой полученной строки и разделим на число разностей (3). В результате получим значение Δ^i_q-порога по i –ому объекту.

$$\Delta^i_q = \frac{\sum_{j=1}^{N_q - 1} a'_{ij}}{N_q - 1}; \tag{4}$$

где $i = \overline{1, m}$.

Шаг 3. Просуммировав выражение (4) для каждой строки и разделив на число объектов на обучающей выборке, получим значение Δ_q-порога q–го множества сильносвязанных признаков Γ_q:

$$\Delta_q = \frac{\sum_{i=1}^{m} \Delta_q^i}{m} = \frac{\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{N_q - 1} a'_{ij}}{mN_q - 1},$$

где $q = \overline{1,k}$.

Далее производилась оценка приспособленности хромосом в популяции и проверка условия остановки процедуры. В качестве оценки приспособленности использован функционал (2). Очевидно, что значение этого функционала вычислялось после выполнения этапов 5-7.

5. Процедура определения системы опорных множеств. Рассмотрим фиксированный вектор $\widetilde{\omega} = (\omega_1, \omega_2, ..., \omega_{n'})$ и систему пороговых правил $\delta_1(K_j, S), \delta_2(K_j, S), ..., \delta_{n'}(K_j, S)$ для некоторого класса K_j [8].

Правило χ, по которому для каждого объекта $S_u = (a_{u1}, ..., a_{un'})$ по формуле $\chi(K_j, S_u) = \bigwedge_{i=1}^{n'} \left[\omega_i \to \delta_i(K_j, S_u)\right]$ ставится в соответствие одно из значений – либо ноль (при $S \notin K_j$), либо единица (при $S \in K_j$).

Каждый объект S таблицы T_{nml} [4] при заданной системе пороговых правил и системе булевых векторов $\widetilde{\omega} = (\omega_1, \omega_2, ..., \omega_{n'})$, $i = 1, ..., 2^{n'}$ представляется в следующей виде:

$$\begin{bmatrix} \omega_{11} \to \delta_1(K_j, S) & ... & \omega_{1n'} \to \delta_{n'}(K_j, S) \\ ... & ... & ... \\ \omega_{2^{n'}1} \to \delta_1(K_j, S) & & \omega_{2^{n'}1} \to \delta_{n'}(K_j, S) \end{bmatrix}.$$

Данная матрица имеет размерность $n' \cdot 2^{n'}$ и каждая i-я ее строка представляет собой пороговые правила и булевым вектором $\widetilde{\omega} = (\omega_{i1}, \omega_{i2}, ..., \omega_{in'})$. Каждый элемент рассматриваемой матрицы имеет логический вид $\omega \to \delta$, где $\omega, \delta \in \{0,1\}$, причем значение ω_{iq} в ячейке постоянное, δ_q меняется в зависимости от рассматриваемого класса K_j. По условию операции логического следования (импликации) значения ячейки, где $\omega_{iq} = 0$, являются постоянными и равны единице, т. е. $[0 \to \delta]$ независимо от δ. Отсюда следует, что все ячейки матрицы, где первое слагаемое равно нулю, можно записать не в виде формулы, а поставить на их место единицу. В таком случае матрицу будем называть усеченной. Очевидно, что значения формул в ячейках матрицы зависят только от объектов $\widetilde{S}^q = \{S_1, ..., S_q\}$.

Следует отметить, что процедура определения элементов опорного множества для заданного порогового правила с определенными свойствами сводится к поиску соответствующих булевых векторов.

Алгоритм поиска одного допустимого порогового правила заключается в реализации следующих шагов.

Шаг 1. Фиксируются пороговые правила с булевым вектором длины n', $\widetilde{\omega}_0 = (1, ..., n')$ и $\delta^0(K_j, S) = \bigwedge_{i=1}^{n'} \left[\omega_{0q} \to \delta_q(K_j, S)\right]$, $\omega_{0q} = 1$, $q = 1, ..., n'$. Данное решающее правило допустимо, так как опорная система пороговых правил разрешающая, т. е. собственное подмножество объектов $\Re^0$ удовлетворяет условию $\Re^0 \subseteq \{S\}$.

Шаг 2. Рассматривается S ($S \in S^m$) и вычисляется булевый вектор $\widetilde{\omega}_1$ длины n' из $\widetilde{\omega}_0$:

$$\omega_{1i} = \delta_i(K_j, S), \ i = \overline{1, n'}.$$

В результате получим элементарный классификатор $\Delta'(K_j, S)$ с булевым вектором $\widetilde{\omega} = (\omega_1, \omega_2, ..., \omega_{n'})$. Если $\widetilde{\omega}_0 = \widetilde{\omega}_1$, то выполняется переход к следующему шагу с булевым вектором $\widetilde{\omega}_1$; если $\widetilde{\omega}_1 = (0, ..., 0)$, то выполняется переход к следующему шагу с булевым вектором $\widetilde{\omega}_1 = \widetilde{\omega}_0$; если $\Delta'(K_j, S) = 0$ для всех S из $C\widetilde{K}_j (S_u \in C\widetilde{K}_j)$, то выполняется переход к следующему шагу с булевым вектором $\tilde{\omega}_1$; если не выполняется предыдущее условие, то выполняется переход к следующему шагу с булевым вектором $\tilde{\omega}_1 = \tilde{\omega}_0$.

Шаг u. Рассматривается u-й ($u < m$) объект и вычисляется булевый вектор $\tilde{\omega}_u$ из $\tilde{\omega}_{u-1}$, $\tilde{\omega}_u = (\omega_{u1}, \omega_{u2}, ..., \omega_{un'})$,

$$\omega_{ui} = \begin{cases} \delta_i(K_j, S), \text{ если } \omega_{u-1,i} = 1; \\ \quad 0, \text{ в противном случае.} \end{cases}$$

Данное условие можно записать в следующем виде: $\omega_{ui} = \delta_i(K_j, S) \wedge \tilde{\omega}_{u-1,i}$.

Заключительный шаг. Производится вся процедура u-го шага со следующими условиями. Выделен допустимый элементарный классификатор с булевым вектором.

6. Процедура определения важности опорных множеств при оценке принадлежности объекта к классу. Численное значение параметра $\gamma_{\tilde{\omega}}$ определяется из следующих эвристических соображений. Для всех объектов $S_u \in K_j$ ($u = \overline{1,m}$, $j = \overline{1,l}$) при фиксированном $\tilde{\omega}$ и $\Gamma_{\tilde{\omega}}(S, K_j) = 1$ могут быть определены два множества:

$$\tilde{K}_{j\tilde{\omega}} = \{S_u : S_u \in \tilde{K}_j, \Gamma_{\tilde{\omega}}(S_u, K_j) = 1\}, \; C\tilde{K}_{j\tilde{\omega}} = \{S_u : S_u \notin \tilde{K}_j, \Gamma_{\tilde{\omega}}(S_u, K_j) = 0\}.$$

Очевидно, что тем больше мощность множеств $\tilde{K}_{j\tilde{\omega}}$ и $C\tilde{K}_{j\tilde{\omega}}$, тем предпочтительнее $\tilde{\omega}$ для объектов класса K_j. Поэтому меру важности $\tilde{\omega}$ ($\gamma_{\tilde{\omega}}$) можно выбрать следующим образом:

$$\gamma_{\tilde{\omega}}(K_j) = \frac{\left|\tilde{K}_{j\tilde{\omega}}\right| + \left|C\tilde{K}_{j\tilde{\omega}}\right|}{\left|\tilde{K}_j\right| + \left|C\tilde{K}_j\right|},$$

где $\left|\tilde{K}_j\right|$ – мощность множества $\tilde{K}_j$.

4 Экспериментальная проверка

Для практического использования рассмотренных процедур определения значений параметров экстремального алгоритма модели алгоритмов распознавания, основанных на оценке взаимосвязанности признаков, разработаны программы на языке Object Pascal в среде Delphi. Для оценки работоспособности разработаных программ решены модельная и прикладная задачи.

Исходные данные распознаваемых объектов для модельного примера были сгенерированы в пространстве зависимых признаков. Количество классов в данном эксперименте равно 2. Объем обучающей выборки – 160 реализаций (по 80 реализаций для каждого образа). Объем контрольной выборки – 200 реализаций (по 100 реализаций для каждого образа). Количество признаков в тестах равно 100.

В результате данного эксперимента выявлены все модели зависимости в каждом подмножестве сильносвязанных признаков и на их базе построен эффективный алгоритм распознавания.

В качестве реального примера рассмотрим задачу распознавания личности по фотопортрету [3]. Дан набор из 330 фотопортретов, который был разбит на обучающую (110 фотопортретов) и контрольную выборки (220 фотопортретов). Каждый фотопортрет характеризовался десятью параметрами:

- расстояние между центрами сетчатки глаз;
- расстояние между центром сетчатки левого глаза и центром кончика носа;
- расстояние между центром сетчатки левого глаза и центром смыкания губ;
- расстояние между центром сетчатки правого глаза и точкой кончика носа;
- расстояние между центром сетчатки правого глаза и центром смыкания губ;
- расстояние между центром левой брови и центром кончика носа;
- расстояние между центром правой брови и центром кончика носа;
- расстояние между центром левой брови и центром сетчатки левого глаза;
- расстояние между центром правой брови и центром сетчатки правого глаза;
- расстояние между центром смыкания губ и кончиком носа.

В каждом классе 30 различных фотопортретов одного человека, сфотографированных в различное время, но условия съемки приблизительно одинаковые. Для выделения перечисленных параметров использовался алгоритм поиска характерных элементов лица, описанный в [9-11].

В результате данного экспериментального исследования были получены следующие результаты распознавания: ошибка в процессе обучения составила 12,9%, ошибка в процессе контроля – 13,7%.

Для сравнения был произведен эксперимент с использованием дискриминантной функции Фишера. В этом случае те же показатели составили 15% и 21,2% соответственно.

Проведенные вычислительные эксперименты при решении модельного примера и задачи распознавания личности по фотопортретам показали более высокую эффективность предложенных алгоритмов по сравнению с традиционными алгоритмами распознавания.

5 Заключение

На основе проведенного исследования можно сформулировать основные результаты в следующим виде. Разработан метод построения экстремальных алгоритмов распознавания образов, заданных в пространстве взаимосвязанных признаков. Основная идея этого метода заключается в последовательном использовании различных процедур вычисления значения параметров рассматриваемой модели алгоритмов распознавания. При этом на каждом этапе последовательно определяется значение соответствующего параметра. Данный процесс продолжается до тех пор, пока значение ошибки не будет меньше заданного порога или не будет выполнено заданное число итераций. Предварительные результаты проведенного исследования показали, что предложенный метод определения параметров позволяет расширить область применения алгоритмов распознавания и улучшить точность распознавания при решении прикладных задач. Данная модель алгоритмов значительно снижает число вычислительных операций при распознавании неизвестного объекта и может быть использована при составлении различных программ, ориентированных на решение задач диагностики и классификации объектов, заданных в пространстве признаков высокой размерности.

Работа выполнена при финансовой поддержке ФПФИ РУз, проект № 23-08.

Литература

[1] Журавлев Ю.И. Избранные научные труды. –М. Издательство Магистр, 1998. – 420 с.

[2] Камилов М.М., Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н.М. Алгоритмы распознавания, основанные на оценке взаимосвязанности признаков //Математические методы распознавания образов: Тез. докл. 13-й Всероссийской конф. 30 сентября – 6 октября 2007 г.– М., 2007. – С. 140-143.

[3] Камилов М.М., Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н.М., Раджабов С.С. Алгоритмы распознавания личности, основанные на оценке взаимосвязанности геометрических признаков фотопортрета //Проблемы информатики и энергетики. – Ташкент, 2007. – №5-6. С. 3-11.

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

[5] 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. – №2-3. – С.23-27.

[6] Мирзаев О.Н. Выделение репрезентативных признаков при построении алгоритмов распознавания //Проблемы информатики и энергетики. – Ташкент, 2008. – №6. – С.23-27.

[7] Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. – М.: Вильямс, 2007. – 912 с.

[8] Kamilov M.M., Mirzaev N.M., Radjabov S.S. Searching method for the elements of supporting set in constructing the models of recognition algorithms based on features' correlations' estimate // In Proceedings of WCIS-2008, November 25-27, 2008. –Tashkent, Uzbekistan. pp. 82-85.

[9] Фазылов Ш.Х., Мирзаев Н.М., Раджабов С.С. Алгоритм выделения области лица и его основных элементов на цветном изображении //Управление и информационные технологии: Тез. докл. росс. науч. конф. 14-16 октября 2008. – Санкт-Петербург, 2008. – С. 33-37.

[10] Фазылов Ш.Х., Нишанов А.Х., Раджабов С.С. Об одном алгоритме локализации лица человека на цветном изображении //Проблемы информатики и энергетики. – Ташкент, 2006. – №6. – С.11-15.

[11] Фазылов Ш.Х., Раджабов С.С., Мирзаев О.Н. Алгоритмы идентификации личности и их применение в задачах контроля доступа //Информационная безопасность в сфере связи и информатизации. Проблемы и пути их решения: Тез. докл. Респ. сем. 18 ноября 2008. – Ташкент, 2008. – С. 26-30.