

Н. Г. Загоруйко, В. В. Дюбанов

(Новосибирск)

**МЕТОДЫ УСКОРЕНИЯ ПРОЦЕССА
ПОИСКА БЛИЖАЙШЕГО АНАЛОГА
ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ БОЛЬШОГО ЧИСЛА ОБРАЗОВ***

Рассматривается алгоритм «Локатор» для быстрого направленного поиска ближайшего эталона в процессе распознавания образов, основанный на пошаговом сокращении количества конкурирующих образов и фокусировании внимания на тех образах, которые имеют наибольшие шансы стать победителями в этой конкуренции.

Введение. При распознавании в пространстве признаков X принадлежности контрольного объекта Z к одному из K образов оцениваются расстояния $R(z, i)$ между вектором X_z и всеми эталонами S_i ($i = 1, 2, 3, \dots, K$) и выбирается эталон, при котором эта мера достигает минимума (эталон-аналог). Трудоемкость P_0 такого алгоритма зависит от размерности N пространства X и количества образов K и равна приблизительно $5(NK)$. Сейчас возникают задачи, например, в области распознавания речи, когда требуется распознавать десятки тысяч образов, а при распознавании отпечатков пальцев – миллионы образов. При жестких ограничениях на время принятия решений трудоемкость такой задачи может оказаться неприемлемо большой.

Этим объясняется необходимость разработки процедуры поиска ближайшего соседа, трудоемкость которой была бы не слишком большой и слабо зависела от количества образов и размерности пространства. Алгоритм «Локатор» обладает этими свойствами.

Рассматриваются два варианта процедур распознавания: во-первых, когда известны исходные характеристики объектов (признаков) и, во-вторых, когда известны только парные расстояния между образами (распознавание в «пространстве образов» или «беспризнаковое распознавание»). При этом обсуждаются две стратегии распознавания: распознавание «с порогом» и «без порога». В первом варианте устанавливается предельное расстояние между распознаваемым объектом и эталоном. Если расстояние $R(z, i)$ превышает заданный порог, то считается, что объект Z не принадлежит данному образу S_i . Может быть, что этот объект не принадлежит ни одному из K известных образов. Тогда принимается решение, что он принадлежит новому $(K + 1)$ -му образу. Во втором варианте объект Z требуется отнести к ближайшему образу-аналогу вне зависимости от величины расстояния между ними.

* Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (грант № 01-02-00082), фонда «Научный потенциал» (грант № 23-03-9) и ОМН РАН (грант № 2003-1.4(3)).

Рассмотрим варианты алгоритма «Локатор», соответствующие предлагаемым стратегиям.

1. Распознавание с порогом. 1.1. *Метод вычеркивания в пространстве признаков (алгоритм «Локатор 1»)*. При большом числе образов имеет объект Z с эталоном i -го образа S_i (определения расстояния $R(z, i)$) мы не получаем никакой информации о том, с каким следующим эталоном было бы целесообразно проводить сравнение, чтобы скорее найти ближайшего соседа точки Z . Между тем информацию для такой подсказки можно найти, если предварительно определить и запомнить матрицу M парных расстояний всех эталонов друг от друга, т. е. сформировать «пространство образов» [1].

После вычисления первого расстояния $R(z, i)$ можно построить гиперсферу O_i с центром в точке S_i и радиусом $R(z, i)$. Все сильнейшие конкуренты на право быть ближайшим эталоном-аналогом лежат вблизи поверхности этой гиперсферы. Будем считать, что если точка Z удалена от эталона некоторого образа на расстояние, большее d (d – порог, зависящий от дисперсии образов), то она не может принадлежать данному образу. Учитывая это, по обе стороны от поверхности гиперсферы O_i выделим слой толщиной d и из числа конкурентов исключим все те образы, расстояния эталонов которых от образа S_i находятся вне диапазона $R(z, i) \pm d$. Для этого воспользуемся данными, имеющимися в i -й строке матрицы M .

Среди оставшихся K_1 образов по этой же строке матрицы M находим такой эталон S_j , для которого величина $F = |R(z, i) - R(j, i)|$, $j = 1, \dots, K_1$, $j \neq i$, минимальна. Вычисляется расстояние $R(z, i)$ от объекта Z до эталона S_j и строится гиперсфера O_j . Если расстояние $R(z, j)$ меньше $R(z, i)$, но не равно 0, то по j -й строке матрицы M из K_1 образов выберем те, расстояние до которых от точки S_j находится в пределах $R(z, j) \pm d$. Остальные образы, не попавшие в зону пересечения d -окрестностей двух гиперсфер, исключим из списка конкурентов, оставив для дальнейшего рассмотрения K_2 образов ($K_2 < K_1 < K$) (рис. 1).

Если этот список оказался пустым, то это свидетельствует о том, что объект Z не принадлежит ни одному из K распознаваемых образов. Если в списке остался только один образ, то нужно проверить, не удален ли он от точки Z на расстояние, большее чем d . Если нет, то эталон этого образа является ближайшим аналогом объекта Z . В противном случае нужно считать, что объект Z принадлежит неизвестному ($K + 1$)-му образу.

Если в списке конкурентов остается больше, чем один образ, то снова встает вопрос о выборе наиболее вероятного третьего претендента из оставшихся. Теперь можно опереться на результаты двух первых шагов и использовать эталоны образов i и j в качестве своеобразных локаторов, указывающих на область, в которой находится наиболее вероятный претендент. Для этого по матрице M выбирается такой эталон S_v , при котором величина $F = |R(z, i) - R(v, i)| + |R(z, j) - R(v, j)|$ минимальна, и с ним повторяются вычисления и рассуждения, описанные выше.

Процесс останавливается, если принимается решение о принадлежности объекта Z одному из K известных образов или новому образу $K + 1$.

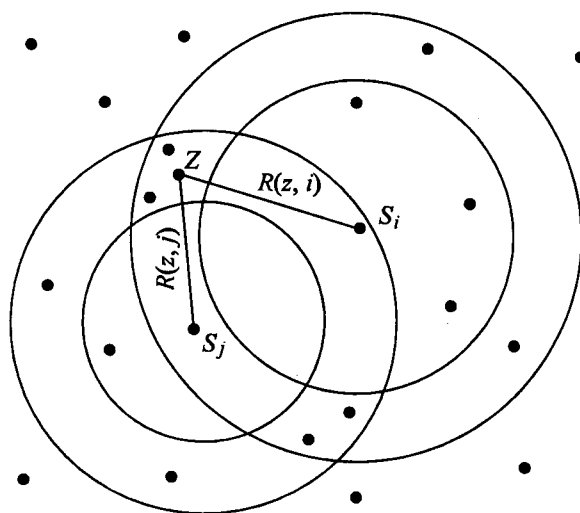


Рис. 1

Скорость сходимости этого варианта проверялась в машинном эксперименте. Количество образов равно 1000, порог d равен 0,1 от максимального значения по каждой координате. Размерность пространства N изменялась от 2 до 500. Для каждой размерности эксперимент повторялся 10 раз при разном случайном расположении образов в пространстве характеристик. В табл. 1 указано количество образов, оставшихся не вычеркнутыми после h шагов. Из таблицы видно, что уже после четвертого шага из 1000 образов в числе претендентов остается помимо своего еще 3–4 образа. После пятого шага в половине случаев остается только один лишний претендент. После шести шагов лишний конкурент в зоне пересечения остается только в 2,5 % случаев. Это значит, что даже при таком большом пороге d сокращение числа претендентов происходит очень быстро, приблизительно в 5 раз на каждом шаге.

Эффективность алгоритма «Локатор-1» существенно выше, чем алгоритма вычисления расстояний от точки Z до всех эталонов в пространстве признаков, так как на каждом шаге выбора очередного претендента количество образов и соответственно число сравнений вдоль строк матрицы M сильно сокращается. В итоге трудоемкость P_1 алгоритма «Локатор-1» со-

Таблица 1

N	$h=1$	$h=2$	$h=3$	$h=4$	$h=5$	$h=6$
2	267,2	52,6	20,4	3,7	0	0
10	263,0	69,6	14,6	3,0	0,6	0,1
100	311,9	71,7	16,7	4,2	1,1	0,1
250	293,5	63,2	16,2	3,7	0,2	0
500	260,9	64,5	16,0	3,9	0,4	0,1
Среднее значение	279,3	64,32	16,78	3,7	0,575	0,075

ставляет приблизительно $P_1 = 30N + 15K$. Если $K = 10000$, а $N = 100$, то отношение $P_0/P_1 = 33$.

1.2. *Метод покоординатного вычеркивания (алгоритм «Локатор-2»)*. Если размерность пространства N велика, то можно отказаться от использования матрицы парных расстояний и использовать метод покоординатного вычеркивания [2].

Для случая распознавания «с границей» можно считать, что если хотя бы по одной l -й координате расстояние между проекциями объекта Z и образа S_i на эту координату будет больше некоторой пороговой величины d , то i -й образ из списка конкурентов можно вычеркнуть.

На этом соображении основан метод покоординатного вычеркивания, суть которого состоит в следующем. Рассматриваются проекции точки Z и эталонов всех образов на l -ю координату. По ней определяются расстояния R между точкой z_l и эталонами S_{il} всех K образов. Те образы, для которых выполняется условие $R(z_l, S_{il}) > d$, исключаются из списка претендентов на включение точки Z в свой состав. Для оставшихся K_1 образов та же процедура повторяется с использованием проекции на вторую координату, и это продолжается до выполнения одного из следующих условий.

1. Список претендентов стал пустым. В этом случае принимается решение о принадлежности объекта к $(K + 1)$ -му образу.

2. В списке претендентов остался эталон только одного образа S_j . Если окажется, что расстояние между ним и точкой Z меньше d , то Z принадлежит этому образу. Если $R(z, i) > d$, то Z принадлежит образу $(K + 1)$.

3. Используются все признаки, и в списке претендентов осталось $Q > 1$ образов. Для этих самых сильных претендентов решение принимается в исходном N -мерном пространстве, например, по правилу ближайшего соседа.

Если d сделать равным 0,1 максимального значения данной координаты, то при равномерном распределении образов в пространстве характеристик в допустимый коридор на одной координате шириной $2d$ будет попадать приблизительно 20 % исходного количества образов. Для отбора из $K = 10000$ образов нескольких наиболее вероятных претендентов потребуется не более 4–5 шагов покоординатного вычеркивания. На первом шаге нужно провести K сравнений, затратив на это $3K$ простых операций. На втором шаге для аналогичного сравнения будет достаточно уже $(3/5)K$ операций. Всего за пять шагов будет затрачено около $4K$ операций. На этапе выбора сильнейшего среди Q оставшихся претендентов потребуется вычислить Q расстояний в N -мерном пространстве ($5QN$ операций) и провести Q сравнений ($3Q$ операций). Трудоемкость этой версии алгоритма $P_2 = 4K + Q(5N + 3)$. Для случая $N = 100$, $K = 10000$ и $Q = 10$ трудоемкость P_2 будет в 125 раз меньше трудоемкости P_0 и в 4 раза меньше P_1 .

Очевидно, что продуктивность метода на каждом шаге зависит от информативности координаты, т. е. от количества эталонов, которые будут вычеркнуты из списка претендентов при проектировании на данную координатную ось. Одним из самых естественных критериев информативности может служить дисперсионная оценка, в соответствии с которой на каждом шаге алгоритма выбирается координата, имеющая максимальную дисперсию распределения проекций образов. К сожалению, вычисление значения дисперсии на каждом шаге принятия решения – процесс довольно трудоемкий. В связи с этим целесообразно в процессе обучения проанализировать дисперсионные характеристики обучающей выборки и наметить такой порядок просмотра координатных осей, который обеспечивал бы сходимость алгоритма распо-

знания за число шагов, меньшее, чем при случайном выборе очередной координаты.

Рассмотрим один из возможных подходов к решению такой задачи. В качестве первой просматриваемой координаты выбирается ось x_1 , имеющая максимальное значение дисперсии δ_1 . Второй берется та ось, которая имеет большую дисперсию δ_2 и малую корреляцию r_{21} с осью x_1 , например ось с максимальным значением отношения δ_2/r_{21} . Третьей должна использоваться ось x_3 с большим значением дисперсии δ_3 и малой корреляцией с осями x_1 и x_2 . Эта ось выбирается по максимуму отношения $\delta_3/(r_{31} + r_{32})$.

Для каждого конкретного распознаваемого объекта Z наилучший маршрут просмотра координат может быть совсем иным. Чтобы учесть специфику каждого отдельного случая, выполним следующие действия. Методом таксономии разделим K образов на k_1 частей по их проекциям на координату x_1 , выбранную по критерию максимума дисперсии. Выделим подмножество образов, включенных в первый таксон, и найдем такую координату x_{12} , которая обладает наибольшей дисперсией распределения только этих образов. Для образов из второго таксона по тому же критерию найдем координату x_{22} . То же самое сделаем для всех k_1 таксонов. Если проекция распознаваемого объекта на ось x_1 попадает в q -й таксон, то следующей будет рассмотрена та координата x_{q2} , которая была выбрана по максимуму дисперсии не всех K образов, а только тех из них, которые принадлежат q -му таксону. Точки их проекций на ось x_{q2} имеют максимальную дисперсию, что делает процедуру вычеркивания претендентов наиболее эффективной.

Процесс таксономии проекций образов и выбора следующей координаты можно продолжить и дальше. Действуя подобным образом, мы получим дерево высоты n , путь по которому и будет оптимальным порядком просмотра координат для точки Z , попавшей в данный участок (n -мерный параллелепипед) признакового пространства.

2. Распознавание без порога. 2.1. Безошибочное вычеркивание (алгоритм «Локатор-3»). Рассмотрим алгоритм «Локатор-3», основанный на использовании пространства образов, определяемого матрицей M парных расстояний между образами. Если признаки заданы, то переход от N -мерного пространства признаков к K -мерному пространству образов может дать некоторые технические возможности сокращения времени на принятие решений, как это показано в разд. 1.1. Но есть и задачи так называемого «беспризнакового распознавания» [3], в которых признаки объектов не заданы в явном виде, а имеется информация только о парных расстояниях между образами и есть способ (например, метод экспертного оценивания) определения расстояния от распознаваемого объекта Z до эталона любого образа.

Как и в алгоритме «Локатор-1», распознавание объекта Z начинается с оценки расстояния $R(z, i)$ до эталона любого образа S_i . Если $R(z, i) = 0$, то процесс распознавания завершен. В противном случае нужно определить, с каким следующим образом сравнивать объект Z . Но вначале желательно исключить из рассмотрения те образы, к которым этот объект принадлежать заведомо не может. Для этого воспользуемся следующим утверждением.

Утверждение. Эталоны всех образов, удаленных от эталона S_i на расстояние больше чем $2R(z, i)$, находятся по отношению к объекту Z дальше, чем эталон S_i .

Докажем это вначале для пространства признаков X , в котором есть те же K образов и такая же распознаваемая точка Z , удаленная от образа S_i на расстояние $R(z, i)$. Построим две окружности: O_i с центром в точке S_i и радиус-

сом $2R(z, i)$ и O_z с центром в точке Z и радиусом $R(z, i)$. Окружность O_z находится внутри окружности O_i и имеет с ней только одну общую точку, которая расположена на прямой, проходящей через точки S_i и Z . Выиграть соревнование у эталона S_i могут только те эталоны, которые находятся внутри окружности O_z . А все эталоны, находящиеся вне окружности O_i , одновременно находятся и вне окружности O_z . Следовательно, их расстояния до точки Z будут больше $R(z, i)$ и они не могут быть более близкими аналогами объекта Z , чем уже исследованный эталон S_i .

В пространстве образов мы не знаем координат точки Z и не можем провести окружность с центром в этой точке. Но мы знаем расстояние $R(z, i)$ от эталона образа S_i до точки Z , и этого нам достаточно, чтобы определить, какие образы находятся от эталона S_i на расстоянии, большем $2R(z, i)$, что эквивалентно указанию, какие образы в пространстве признаков находятся вне сферы O_i с центром в точке S_i и радиусом $2R(z, i)$. Где бы ни располагалась точка Z в пространстве своих свойств, она будет находиться на сфере O'_i с центром в той же точке S_i и радиусом $R(z, i)$. Расстояние между поверхностями этих сфер равно $R(z, i)$. Следовательно, расстояние от точки Z , лежащей на сфере O'_i , до ближайшего эталона, находящегося вне сферы O_i , не может быть меньше $R(z, i)$. Так что среди образов, отстоящих от образа S_i на расстоянии, большем $2R(z, i)$, не может быть искомого образа – ближайшего аналога объекту Z , что и требовалось доказать (рис. 2).

В результате список рассматриваемых образов может быть ограничен теми K_1 образами, которые находятся в сфере O_i . Среди них наиболее сильные конкуренты образу i должны находиться от эталона S_i на расстоянии, близком к $R(z, i)$. По i -й строке матрицы M находим эталон S_j , для которого величина $F = |R(z, i) - R(j, i)|$, $j = 1, \dots, K_1$, минимальна. Оценивается расстояние $R(z, j)$ от объекта Z до эталона S_j . Если это расстояние меньше $R(z, i)$, но не равно 0, т. е. точка Z не совпала и с эталоном S_j , то нужно посмотреть, нет ли такого третьего эталона, который еще ближе к точке Z , чем уже проверенные эталоны S_i и S_j . Искать этот эталон нужно только среди тех K_2 образов ($K_2 < K_1$), расстояние эталонов которых от эталона S_i меньше $2R(z, i)$. Знание расстояний от точки Z до двух эталонов дает возможность более точно пеленговать позицию точки Z по отношению ко всем оставшимся образам. В результате в качестве третьего претендента выбирается такой эталон

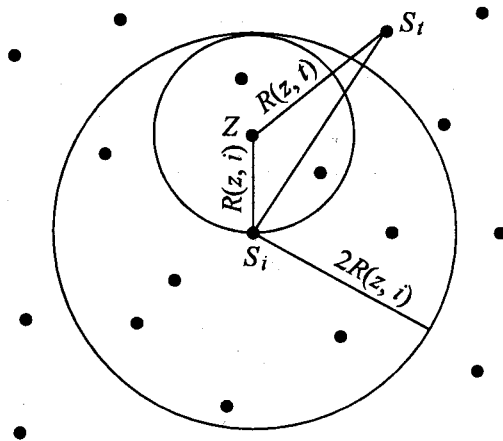


Рис. 2

S_v , для которого величина $F = |R(z, i) - R(v, i)| + |R(z, j) - R(v, j)|$ минимальна. Вычисляется расстояние $R(z, v)$, которое сравнивается с наименьшим расстоянием, найденным на предыдущих шагах (в нашем случае с $R(z, j)$). Если $R(z, v) < R(z, j)$ и $R(z, v) > 0$, то описанный выше процесс очередного сокращения списка претендентов и выбора наиболее сильного конкурента продолжается.

Если окажется, что расстояние до очередного эталона больше, чем до предыдущего (т. е. $R(z, v) > R(z, j)$), то можно было бы считать, что предыдущий эталон (S_j) является самым близким к точке Z , так как следующий наиболее сильный конкурент (S_v) оказался слабее его. Однако найденный нами минимум расстояния может оказаться локальным, а не глобальным экстремумом. Чтобы получить подтверждение того, что найденное решение является оптимальным, нужно продолжать процедуры сокращения списка претендентов до тех пор, пока в этом списке не останется один или несколько самых близких образов, равноудаленных от точки Z .

Таблица 2

Естественно возникают следующие вопросы:

1. Как быстро сокращается список претендентов?

2. Как зависит скорость этого сокращения от количества распознаваемых образов?

Для ответа на эти вопросы были проведены модельные эксперименты по распознаванию 100, 1000 и 10000 образов. При каждом числе образов рассматривалось 20 вариантов задачи со случайно задаваемыми координатами эталонов. В каждом варианте решалась задача распознавания 100 контрольных объектов Z . Усредненные результаты представлены в табл. 2 с указанием количества образов (кроме одного искомого образа), которые были в списке на s -м шаге. Из таблицы видно, что темпы сокращения числа претендентов велики и практически не зависят от исходного количества образов. Уже после нескольких шагов остается небольшое количество образов, и дальнейший поиск ближайшего аналога целесообразно проводить методом полного перебора оставшихся претендентов.

2.2. *Использование опорных эталонов (алгоритм «Локатор-4»)*. После проведения некоторого количества модельных экспериментов было сделано заключение, что эффективность алгоритма существенно зависит

S	$K = 100$	$K = 1000$	$K = 2000$
1	100	1000	2000
2	87,702	880,519	1766,467
3	68,0695	695,94	1371,7335
4	41,8345	416,991	796,411
5	15,617	100,118	163,4335
6	6,8555	10,168	11,919
7	4,378	5,2185	5,3325
8	3,075	3,3695	3,5585
9	2,256	2,333	2,415
10	1,707	1,6375	1,6555
11	1,3155	1,2	1,191
12	1,0555	0,915	0,8525
13	0,8405	0,669	0,595
14	0,6715	0,4785	0,4165
15	0,556	0,338	0,303
16	0,47	0,252	0,2125
17	0,389	0,1905	0,1505
18	0,333	0,141	0,108
19	0,274	0,104	0,0785
20	0,236	0,077	0,059

от того, с какого эталона начинается процесс распознавания. Оказалось целесообразным предварительно определить несколько (V) опорных эталонов и распознавание любого контрольного объекта начинать со сравнения его с этими эталонами. Если они выбраны удачно, то алгоритм указывает на такой эталон S_j , который либо сам, либо один из его Q ближайших соседей является ближайшим соседом и объекта Z . Окончательное решение принимается после сравнения объекта Z с эталоном S_j и эталонами Q его ближайших соседей.

Такой подход позволяет запоминать не полную матрицу расстояний между всеми парами образов, а только V строк с расстояниями от опорных эталонов до всех остальных образов.

Как выбираются опорные эталоны? Здесь уместны те же рассуждения, которые приводились при выборе порядка просмотра координат в методе по координатного вычеркивания (см. разд. 1.2.). Действительно, каждый эталон в пространстве образов может быть представлен координатной осью с отложенными на ней расстояниями от него до эталонов всех остальных образов. И ясно, что в качестве первого опорного эталона нужно выбирать эталон S_i , расстояния $R(i, j)$ от которого до остальных образов имеют наибольшую дисперсию δ_1 . Вторым опорный эталон должен иметь большую дисперсию расстояний δ_2 и малую корреляцию r_{21} с первым эталоном, т. е. выбираться по критерию максимума отношения δ_2/r_{21} . Третий может быть выбран по критерию максимума отношения $\delta_3/(r_{31} + r_{32})$. Аналогичные критерии будут использоваться при выборе и всех остальных опорных векторов.

В результате поиска опорных векторов появляется матрица VK расстояний, состоящая из V строк и K столбцов. Каждый j -й столбец можно считать V -мерным вектором R_j расстояний от образа S_j до всех опорных точек. При распознавании объекта Z вычисляется вектор R_z его расстояний до V опорных точек. По каждой i -й строке матрицы VK находятся t -е элементы с расстояниями $R(i, t) > 2R(z, i)$ и соответствующие им t -е столбцы из матрицы удаляются. В итоге в матрице останется Q столбцов. Если Q меньше некоторого порога Q^* , то поиск ближайшего аналога среди оставшихся образов производится методом полного перебора и программа заканчивает свою работу.

Если $Q > Q^*$, то среди оставшихся находится такой образ S_v , вектор R_v которого отличается от вектора R_z на минимальную величину. Этот вектор позволяет провести дополнительное сокращение числа столбцов матрицы, после чего снова проверяется соотношение величин Q и Q^* . Такие циклы повторяются до получения окончательного решения.

Ответ на вопрос о количестве опорных точек V , при котором число оставшихся претендентов становится меньше заданной величины Q^* , может быть получен по результатам вышеописанного машинного эксперимента. Из табл. 2 видно, что при $Q^* < 10$ достаточно использовать не более шести опорных векторов.

В результате процесс распознавания объекта Z будет включать в себя процедуру оценки его расстояний до шести опорных эталонов, вычеркивания бесперспективных столбцов из матрицы VK , оценки расстояний от Z до 5–6 оставшихся конкурентов и выбора минимального из этих расстояний. Так что при любом (большом) числе образов необходимо оценивать расстояния от объекта Z не более чем до 12–15 эталонов. При этом потребуется хранить в памяти матрицу VK из шести строк и K столбцов.

Из табл. 2 видно, что на первых четырех шагах вычеркивается примерно 90 % конкурентов, причем доли вычеркиваемых образов на этих наиболее трудоемких шагах алгоритма равны 10, 20, 30 и 30 % соответственно. Примем, что для сравнения пороговой величины расстояния с элементом строки матрицы IK требуется три простые операции. Тогда для проверки всей первой строки затрачивается $3K$ операций. Проверка второй строки потребует $0,9 \times 3K$ операций, третьей – $0,7 \times 3K$ операций и т. д. Всего на процедуры проверок шести строк затрачивается около $10K$ операций. Вычеркивание неконкурентных образов из списка претендентов потребует порядка IK операций. Затраты операций на заключительную стадию распознавания путем сравнения расстояний до Q наиболее сильных конкурентов незначительны. Так что трудоемкость W всех описанных выше процедур составляет $W = CK$, где $C = 15-20$ операций.

Кроме этого нужно произвести измерения расстояний от объекта Z до $V + Q$ эталонов. Трудоемкость этой процедуры зависит от конкретного способа измерений, но заведомо больше трудоемкости вычисления расстояния в N -мерном признаковом пространстве. Если стоимость ресурсов (времени, оборудования и т. д.), требующихся для одного измерения, принять равной стоимости затрат на выполнение G машинных операций, то общая трудоемкость P_4 алгоритма «Локатор-4» составит $P_4 = C(K + G)$ операций, что значительно меньше, чем GK операций, которые нужно было бы затрачивать при сравнении распознаваемого образа со всеми K эталонами.

Заключение. Эксперименты показали высокую эффективность алгоритма «Локатор» при распознавании большого количества образов. Процедуры направленного поиска сильнейшего конкурента позволяют сократить время на принятие решения на порядки. В признаковом пространстве наиболее эффективен вариант алгоритма «Локатор-2», а в пространстве образов – «Локатор-4». Алгоритм можно применять для решения задач поиска ближайшего аналога во всех случаях, в которых имеется возможность количественно оценивать расстояния между элементами множества сравниваемых объектов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Zagoruiko N. G. Fast recognition of the large number of patterns in competent subspaces of features // Pattern Recogn. and Image Analys. 2002. 12, N 3. P. 264.
2. Загоруйко Н. Г. Прикладные методы анализа данных и знаний. Новосибирск: Изд. ИМ СО РАН, 1999.
3. Duin R. P. W., De Ridder D., Tax D. M. J. Experiments with a featureless approach to pattern recognition // Pattern Recogn. Lett. 1997. 18, N 11-13. P. 1159.

*Институт математики СО РАН,
Новосибирский государственный университет,
E-mail: zag@math.nsk.ru*

*Поступила в редакцию
10 июня 2004 г.*