УДК 004.932.2

МЕТРИКИ НА МНОЖЕСТВАХ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК ИЗОБРАЖЕНИЙ

В.А. Гороховатский

ХНУРЭ, г. Харьков, Украина

Приведены новые результаты по синтезу и применению метрик в методах распознавания, устойчивых к частичным искажениям визуальных объектов. В качестве структурных признаков используется множество характерных точек. Описаны результаты имитационного моделирования в целях сравнительной оценки помехозащищенности обсуждаемых метрик.

КОМПЬЮТЕРНОЕ ЗРЕНИЕ, ИЗОБРАЖЕНИЕ, КЛЮЧЕВЫЕ ТОЧКИ, МНОЖЕСТВО, МЕТРИКА НА МНОЖЕСТВАХ, ЧАСТИЧНОЕ ИСКАЖЕНИЕ, РАСПОЗНАВАНИЕ, ГОЛОСОВАНИЕ, АДДИТИВНЫЙ ШУМ, ПОМЕХОЗАЩИЩЕННОСТЬ

Введение

Метрики – важный инструмент решения многих задач распознавания образов и интеллектуального анализа данных. Наличие метрики в пространстве позволяет принимать решение о принадлежности к множеству или о сходстве множеств на основе количественного показателя. Величина метрики (расстояния) часто непосредственно связана с вероятностными характеристиками отнесения элемента к классу [1]. В настоящее время известно огромное количество метрик, но задача поиска и синтеза новых метрик остается актуальной [2-7]. Основной целью создания метрик есть повышение эффективности при решении новых практических задач [8-11].

В задачах распознавания объектов, описываемых наборами ключевых точек (КТ) [4], исходная информация представляется в виде конечного множества векторов (дескрипторов) с действительными компонентами. По сути, такой набор является не вектором, а множеством, так как порядок следования элементов в нем зависит от процесса обработки. Поэтому мера сходства должна рассматриваться как метрика на множествах. Кроме того, дескрипторы дополнительно характеризуются координатами КТ, отражающими пространственную структуру объекта. Распознавание на множестве КТ представляют как оптимизацию некоторой меры, отражающей величину «пересечения» множеств.

Цель исследования – формализация и анализ свойств метрик на множествах КТ применительно к задаче распознавания изображений в условиях неполного представления.

Задачи исследования – построение метрик на множестве одиночных КТ, а также на множестве наборов КТ, анализ способов конкретного применения метрик, оценка эффективности разновидностей метрик.

1. Метрики на множестве КТ

Формально систему распознавания $\Re$ можно рассматривать в виде пары $\Re = \langle \varpi, \vartheta \rangle$, где ϑ – функция формирования, а ϖ – функция обработки альтернатив классов. Значения альтернатив включают числовую оценку принадлежности к j-му классу. Эта оценка представляет собой расстояние или степень близости [1, 5]. К расстоянию предъявляется более строгая совокупность требований: симметричность, удовлетворение неравенству треугольника, равенство нулю только при совпадении элементов [3]. Степень близости должна быть симметричной, максимальной при сравнении объекта с самим собой, а также обладать свойством монотонного убывания при увеличении значения соответствующей метрики [5]. Метрики относятся к основным способам формирования альтернатив, где оценки принадлежности вычисляются однозначным образом.

При анализе дескрипторов возникает два основных вида помех [8]. Это, в первую очередь, помехи аддитивного типа, приводящие к небольшим отклонениям от истинных значений. С другой стороны, действуют локальные помехи и фон, часто приводящие к весомому изменению дескриптора и вообще к возможному попаданию его в другой класс. Удачно построенная мера позволяет, в частности, учитывать как погрешность из-за незначительных отклонений, а также путем отбрасывания ложных соответствий дескрипторов обеспечить надежное распознавание объектов при существенном изменении анализируемого множества [2, 4].

В задачах распознавания по множеству КТ рассматривают два условных класса методов: основанные на низкоуровневом анализе отдельных КТ и на анализе глобальных характеристик, построенных путем интеграции имеющихся значений КТ изображения. В данной работе основное внимание уделяется первой группе методов, основой которых есть структурный анализ множеств.

При работе с множествами оперируют понятием «мера множества» [3,5]. Суть меры для конечных множеств, как правило, состоит в оценке мощности N (количества элементов). Мера пересечения двух множеств A и C сводится к подсчету количества «общих» элементов A и C. С этой точки зрения такие общепринятые метрики как пересечение и симметрическая разность имеют близкую трактовку. Для их мощностей выполняются соотношения, связывающие их с общей суммой числа элементов

$$N_U = N_A + N_C - N_I ,$$

$$N_\Delta = N_A + N_C - 2N_I , \tag{1}$$

где индексы обозначают операции объединения U , пересечения I и симметрической разности Δ множеств A,C .

Учитывая сложность задач распознавания изображений, связанную с близостью между собой значений отдельных дескрипторов КТ для разных объектов, основное внимание при построении метрик сосредоточивается на том, чтобы на первом этапе путем бинарных решений оценить «совпадение» одиночных КТ для сравниваемых объектов, а затем подсчетом прецедентов (голосов) принять окончательное решение.

Пусть $\mathcal{U} = \{u\}$ – множество КТ (универсум), а $\Im = (\mathcal{U}, \rho)$ – метрическое пространство с метрикой ρ на этом множестве. В большинстве задач анализа изображений $\mathcal{U}$ является множеством n-мерных векторов с действительными компонентами, то есть $u = (u_1,\dots,u_n)$, $u \in \mathcal{U}$, $u_i \in R$ [2].

Одним из наиболее простых вариантов построения ρ есть метрика «изолированных точек» [3]

$$\rho(a,c) = \begin{cases} 0, & a = c, \\ 1, & a \neq c, \end{cases} \tag{2}$$

основанная на «совпадении» элементов $a \in \mathcal{U}, c \in \mathcal{U}$. Учитывая естественные погрешности при вычислении дескрипторов, для оценки совпадений более практично использовать понятие δ-окрестности элемента

$$O_\delta(u) = \{x : \rho(x,u) \le \delta\} \tag{3}$$

как множество элементов, расстояние до которых от элемента u не превышает величины некоторого порога δ (образует «шар» с радиусом δ и центром в точке u). В выражении (3) фигурирует отличная от (2) метрика. Рассматривая теперь каждый элемент как шар с радиусом δ , метрику (2) преобразуем к виду

$$\rho(a,c) = \begin{cases} 0, & O_\delta(a) \cap O_\delta(c) \neq \varnothing, \\ 1, & O_\delta(a) \cap O_\delta(c) = \varnothing, \end{cases} \tag{4}$$

то есть элементы a,c считаются одинаковыми в случае непустого пересечения их окрестностей $O_\delta(a), O_\delta(c)$. Соотношение (4) часто применяют как практическую аппроксимацию для реализации классической метрики (2). Выражения (2), (4) при использовании их в метриках для множеств дают возможность подсчитать количество несовпадающих элементов.

Другим вариантом применения метрики с учетом отклонений может быть проверка условия вида $\rho(a,c) \le \delta$, определяющего «эквивалентность» элементов a,c путем ограничения на величину расстояния между ними. Примером подходящей метрики может быть расстояние R_1^n

$$\rho(a,c) = \sum\nolimits_{k=1}^{n} | a_k - c_k | . \tag{5}$$

Введенная на $\mathcal{U}$ метрика порождает отношение эквивалентности и, как следствие, разбиение пространства на непересекающиеся классы эквивалентных элементов. Элементы $a \in \mathcal{U}, c \in \mathcal{U}$ считаются эквивалентными, если выполняются условия вида $\rho(a,c) = 0$ либо $\rho(a,c) \le \delta$. Однако в практике задач компьютерного зрения установление такой эквивалентности представляет собой довольно сложную задачу, так как при определенном значении δ из-за попарной близости значительное число дескрипторов может оказаться «эквивалентными». Поэтому порог δ часто выбирают экспериментально, анализируя фиксированную базу данных [4,8].

Чаще всего используемые для сравнения конечных множеств метрики основаны либо на оценке степени совпадения (2) в виде числа голосов, либо на количественной мере соответствия аналогично (5). В частности, в известном методе SIFT для сопоставления дескрипторов используется классическое евклидово расстояние [9].

2. Расстояния для множеств

Вычисление метрики для множеств реализуется двухэтапной процедурой, где вначале определяются значения для отдельных элементов, а далее осуществляется некоторая «интеграция» этих значений [3, 5].

Содержание этапов задает качественные характеристики метрики. Второй этап можно рассматривать как в интегральном («средней связи» [5]), так и в дифференциальном («ближнего, дальнего соседа») плане. В структурных подходах более применимы методы второго типа, позволяющие формировать решения по подмножествам элементов, отбраковывая в некоторой мере «искаженные» дескрипторы. Интегральные же способы без анализа суммируют информацию от истинных и ложных дескрипторов и применимы в условиях высокого соотношения сигнал-шум.

Сопоставляемые множества A,C будем рассматривать как конечные наборы элементов из $\mathcal{U}$, то есть $A = \{a^1, a^2, \dots, a^{N_A}\}$, $C = \{c^1, c^2, \dots, c^{N_C}\}$, $a^k \in \mathcal{U}, c^k \in \mathcal{U}$, где N_A, N_C – мощности множеств. В задачах анализа КТ изображений множества A,C часто являются мультимножествами, то есть могут иметь повторяющиеся (эквивалентные) элементы.

Таким образом, при распознавании на множестве КТ имеем дело с двумя метрическими пространствами: $\Im$ с метрикой ρ для одиночных КТ и $\Im_A$ с метрикой ρ_A для множеств КТ, где $\Im_A = (\mathcal{U}_A, \rho_A)$,

$\mathcal{U}_A$ – множество элементов из $\mathcal{U}$. Пространство $\Im$ есть подпространство $\Im_A$.

Пример расстояния ρ_A между множествами – метрика Хаусдорфа

$$\rho_A(A,C) = \max[\max_{a\in A}\min_{c\in C}\rho(a,c), \max_{c\in C}\min_{a\in A}\rho(a,c)], \quad (6)$$

где $\rho(a,c)$ – метрика из пространства $\Im$. Расстояние (6) обладает всеми свойствами метрики, то есть симметрично, удовлетворяет неравенству треугольника и обращается в нуль тогда и только тогда, когда $A=C$ [3]. Фактически метрика (6) устанавливает расстояние между множествами в виде выбранного специальным образом одного из расстояний между представителями этих множеств.

Метрика (6) может быть описана в терминах расстояния от точки до множества, которое представляет собой число

$$\rho(x,A) = \min_{a\in A}\rho(x,a). \quad (7)$$

Тогда (6) можно описать через (7) как

$$\rho_A(A,C) = \max\{\max_{a\in A}\rho(a,C), \max_{c\in C}\rho(c,A)\}.$$

Метрика вида (6) основана на одном из расстояний между элементами множеств и по этой причине не может считаться устойчивой к искажениям типа пропадания отдельных КТ и появления ложных КТ, вызванных локальными воздействиями на изображение. Аналогичным недостатком обладает и метрика «ближайшего соседа» [5]

$$\rho_A(A,C) = \min_{a\in A, c\in C}\rho(a,c). \quad (8)$$

Примером метрики для конечных множеств, интегрально учитывающей схожесть всех без исключения элементов, может быть величина «средней связи» между множествами A,C как арифметическое среднее всевозможных попарных расстояний между элементами [5]

$$\rho_A(A,C) = \frac{1}{N_A N_C}\sum_{a\in A}\sum_{c\in C}\rho(a,c). \quad (9)$$

Метрика (9) более устойчива к аддитивным искажениям КТ, чем метрики (6),(8) так как основана на усреднении, однако ее также нельзя считать устойчивой к локальным искажениям. Путь построения метрики с заданными свойствами состоят в синтезе модификаций классических метрик (6)-(9).

По аналогии с (3) для учета отклонений в пространстве $(\Im_A, \rho_A)$ можно использовать понятие ε-окрестности множества [3], которая определяется в виде множества $O_\varepsilon(A) = \{x : \rho(x,A) \le \varepsilon\}$ элементов, расстояние от которых до множества A не превышает величины ε. Понятие O_ε используется в теории приближения функций, где сходство между функциями устанавливается с учетом ε-окрестностей.

3. Метрики с учетом модели засорения

Процесс формирования элемента $z \in Z$ из множества $Z \subset \mathcal{U}$ в соответствии с моделью действия локальных помех [4] можно представить в виде «засорения» выборки [7]

$$z = \begin{cases} z^0, \text{ с вероятностью } (1-\alpha), \\ t, \text{ с вероятностью } \alpha, \end{cases} \quad (10)$$

где z^0 – некоторое «истинное» значение дескриптора, t – случайное значение помехи, α – вероятность засорения, z, z^0, t принадлежат $\mathcal{U}$. Кроме того, дополнительно измерение z подвергается действию аддитивного шума [6].

Идеальным случаем можно считать вариант, когда дескрипторы разных классов имеют отличающиеся между собой распределения. В таком случае можно применить классификацию, в основе которой лежат интегральные характеристики классов, например, математическое ожидание, дисперсия и другое [1]. К сожалению, для КТ как структурных признаков объектов эта простая ситуация не характерна. Здесь, наоборот, имеем дело с дескрипторами, которые бывают достаточно близкими для разных классов.

Возможные подходы к построению метрик с необходимыми свойствами: а) усиление различий в пространстве дескрипторов разных классов [9]; б) использование вспомогательной информации на основе отношений дескрипторов в амплитудном и в пространственном смыслах [10]; в) отбраковка «ложных» дескрипторов в процессе вычисления метрики.

В условиях действия искажений целесообразно применить расстояния, согласованные с моделью действия помех (10). Основываясь на априорно заданной величине вероятности α, необходимо так синтезировать расстояние между объектами, чтобы оно было устойчиво к структурным искажениям заданного уровня. Если анализируемое множество КТ имеет мощность N, то решение должно основываться на количестве элементов равном или не меньшем значения $N_\alpha = (1-\alpha)N$.

Для метода частных корреляций сравниваемые изображения представляются множествами из s фрагментов $B^j = \{b_i^j\}, i = \overline{1,s}$, между которыми существует строгое структурное соответствие [8]. Если $\rho(b_i^j, b_i^l)$ – метрика для фрагментов, то вариант метрики для изображений может быть представлен как

$$\rho_A(A,C) = \frac{1}{s}\sum_{i=1}^{s}\Pr[\rho(a_i,c_i) \le \delta], \quad (11)$$

гд предикат $\Pr$ задается в виде

$$\Pr[\rho(a_i,c_i) \le \delta] = \begin{cases} 0, & \rho(a_i,c_i) \le \delta, \\ 1, & \rho(a_i,c_i) > \delta. \end{cases} \quad (12)$$

Соотношение (11) есть линейная комбинация метрик, поэтому само является метрикой. Порог

δ задает радиус шара для одинаковых элементов, а нормировка проводится по общему количеству элементов s, посредством чего обеспечивается представление значений метрики в виде доли несовпадающих элементов. В результате метрика (11) вычисляет нормированное количество отличающихся элементов для множеств A,C равной размерности (пересечение), при этом структурное соответствие элементов a_i,c_i зафиксировано. По результатам вычисления (11) нужно проверить условие на количество s_α общих элементов с учетом параметра засорения: $s_\alpha \geq (1-\alpha)s$. Если это условие не выполнено, то величина (11) не определяется. Таким образом, метрика (11) отражает свойства подмножеств «одинаковых» фрагментов, мощность которых превышает величину $(1-\alpha)s$.

С применением базовой метрики «средней связи» (9) можно также рассмотреть вариант расстояния с учетом засорения в виде

$$\rho_A(A,C) = \frac{1}{s}\sum_{i=1}^{s} \rho(a_i,c_i)\Pr[\rho(a_i,c_i) \leq \delta], \qquad (13)$$

где суммируются значения $\rho(a_i,c_i)$, соответствующие неэквивалентным элементам. Метрика (13) представляет собой линейную комбинацию значений метрики для несовпадающих элементов и отражает смысл «средней связи» [5]. Нормировка в (11),(13) также может быть осуществлена путем деления на количество неэквивалентных элементов [4].

Для произвольных множеств КТ, представленных в виде конечных наборов $A=\{a_i\}_{i=1}^{N_A}$, $C=\{c_j\}_{j=1}^{N_C}$, структурное соответствие между элементами в отличие от корреляционного метода устанавливается в процессе сопоставления [2] и фактически является его результатом. Поэтому основным способом реализации метрик в большинстве случаев остается полный перебор, для которого временные затраты количественно определяются величиной произведения мощностей $N_A N_C$. С учетом параметра α количество «одинаковых» элементов множеств A,C должно превышать величину $N_\alpha = (1-\alpha)\min(N_A,N_C)$, то есть число элементов в пересечении этих множеств должно превышать N_α. Значение метрики можно определить классически как пересечение $\rho_A(A,C) = \mu(A \cap C)$, где μ – некоторая мера для множеств. Конкретно такая метрика аналогично (11) выглядит как

$$\rho_A(A,C) = \frac{1}{N_A N_C}\sum_{i=1}^{N_A}\sum_{j=1}^{N_C} \Pr[\rho(a_i,c_j) \leq \delta]. \qquad (14)$$

Дополнительно к (14) проверяется условие, чтобы количество одинаковых элементов множеств A,C превышало величину N_α. Таким образом, за счет предиката, используемого в (11)-(14), осуществляется отбор неодинаковых элементов множеств.

Полезной может оказаться также идея ранжирования измерений, применяемая при обработке засоренных выборок в статистических задачах [7]. Применим ее для анализа множества значений метрики ρ, полученных на локальном этапе при сопоставлении дескрипторов КТ. Учитывая условие $\rho \geq 0$, проведем ранжирование величин $\{\rho_1,...,\rho_M\}$ по возрастанию $\{\rho_1 \leq \rho_2 \leq ... \leq \rho_M\}$. Теперь будем использовать на втором этапе вычисления метрики выборку $\{\rho_1,\rho_2,...\rho_{M_\alpha}\}$, усеченную справа до размера M_α, связанного с числом N_α допустимых общих элементов множеств. При этом считается, что «большие» значения метрики соответствуют сильно отличающимся элементам. На базе выборки $\{\rho_1,\rho_2,...\rho_{M_\alpha}\}$ можно построить оценки, устойчивые к существенным отклонениям дескрипторов. В частности, эффективны оценки среднего, медианы и другое. Похожие процедуры применяют в статистике для анализа выборки с целью отбрасывания «хвостов» распределения. В результате будут отброшены значения, соответствующие незначительному сходству элементов, а итоговое решение будет устойчиво к искажениям с параметром α.

4. Голосование как способ реализации метрик

Пусть Z – распознаваемое множество КТ, а $Z(j)$, $j=1,...,J$ – эталонные множества, $Z \subset \mathcal{U}$, $Z(j) \subset \mathcal{U}$. Мера пересечения $I(j) = Z \cap Z(j)$ множеств $Z, Z(j)$ является классической метрикой [3,11]. В качестве меры конечного множества $I(j)$ выберем количество элементов. Эту меру можно вычислить путем «голосования» элементов множества Z. Мера увеличивается на 1 (инкрементируется), если элемент $z \in Z$ имеет эквивалентный ему элемент из множества $Z(j)$. Эквивалентность будем понимать в смысле метрик (2), (4).

В теоретико-множественном представлении голосование сводится к построению на множестве Z представления $Z = \cup Z_j$ в виде разбиения (непересекающиеся между собой подмножества, $Z_i \bigcap_{i \neq j} Z_j = \varnothing$) или в виде покрытия ($Z_i \bigcap_{i \neq j} Z_j \neq \varnothing$), состоящего из элементов, каждый из которых получает метку класса j путем реализации отображения $Z \to J$. Решение о классе объекта, представленного множеством Z, принимается решающей коалицией, количество голосов которой соответствует наибольшей мощности среди пересечений Z с эталонами разных классов. Управляя порогом для размера решающей коалиции, можно согласованно принимать решение в зависимости от уровня искажений [4, 6].

Наряду с такими преимуществами, как устойчивость и гибкость принятия решения при влиянии частичных искажений КТ, методы голосования обладают таким важным достоинством, как простота построения, что при достаточно высокой надежности делает их конкурентоспособными среди известных подходов.

Использование различного типа отношений R_Z, построенных на множествах $Z, Z(j)$, дает возможность усовершенствования систем голосования путем дополнения их информационных ресурсов высокоуровневой системой признаков, включающей комбинации признаков [10]. Голос элемента из множества отношений R_Z считается значимым, если аналогичное отношение выполнено и для соответствующих элементов из множества $Z(j)$. Например голос пары в бинарном отношении значим, если обе КТ имеют достаточное сходство с одним и тем же эталоном. Голосование отношений как подмножеств Z в целом повышает надежность решений, однако, связано с некоторым ростом объема вычислений.

5. Эксперименты

В качестве экспериментальной модели для множества КТ выбран числовой вектор фиксированной размерности $s=10$, элементы которого имеют равномерное распределение на отрезке [0, 9]. Голосование за j-й класс проводится путем перебора возможных соответствий КТ объекта Z и эталонов $Z(j)$ как вычисление и анализ множества значений метрики в виде матрицы L_j размером $s \times s(j)$. Значения голосов $p[j]$ для класса j вычисляются на основе анализа L_j. Принятие решения сводится к анализу множества матриц $\{L_j\}, j=\overline{1,J}$.

Для сравнительной оценки помехозащищенности методов при действии аддитивного шума с нормальным распределением на вход подавался один из эталонов под влиянием шума на уровне $\eta = E/\sigma$, где E – среднее значение признака, σ – СКО шума [8]. Мерой ρ сравнения элементов выбран модуль разности. Использовалось правило: КТ принимает участие в голосовании (значимая КТ), если по величине ρ она отклоняется от 0 в пределах 10% своего максимального значения.

Целью компьютерного моделирования был качественный анализ методов различного типа, в частности, сравнение схем однозначных и множественных решений, а также одиночного и комбинированного (построенного на отношениях) типов голосования.

Исследовалась следующая группа одноуровневых методов, где каждая КТ из Z голосовала независимо от остальных:

1. Однозначное определение голосов одиночных КТ.
2. Множественный учет голосов значимых одиночных КТ.
3. Множественный учет голосов значимых пар КТ.
4. Множественный учет голосов значимых троек КТ.
5. Однозначное определение голосов пар КТ.

Количество сравниваемых признаков КТ, с чем непосредственно связан объем вычислительных затрат, для разных методов существенно отличается. Например число сравнений для 1-го и 2-го методов будет равно $K = s \cdot \prod_{j=1}^{J} s(j)$, а для метода 3 оно равняется $K = A_s^2 \cdot \prod_{j=1}^{J} A_{s(j)}^2$, где A – число перестановок.

Рассмотрены также двухуровневые методы, где для формирования $p[j]$ применены следующие схемы нелинейной обработки голосов КТ по множеству Z:

6. $p[j]$ равно количеству значимых голосов элементов $z \in Z$, для которых имеется хотя бы одно соответствие в $Z(j)$. При условии $p[j] > 0{,}5s$ класс j участвует в решении, в противном случае считается $p[j]=0$.
7. $p[j]$ равно значению расстояния «ближнего соседа» между множествами Z и $Z(j)$.

Результаты компьютерного моделирования приведены на диаграмме (рис. 1) в виде гистограммы значений η, характеризующих предельные возможности для помехозащищенности разных методов (1-7), когда вероятность распознавания остается достаточно высокой ($P > 0{,}95$). Чем ниже столбик, тем выше помехозащищенность метода.

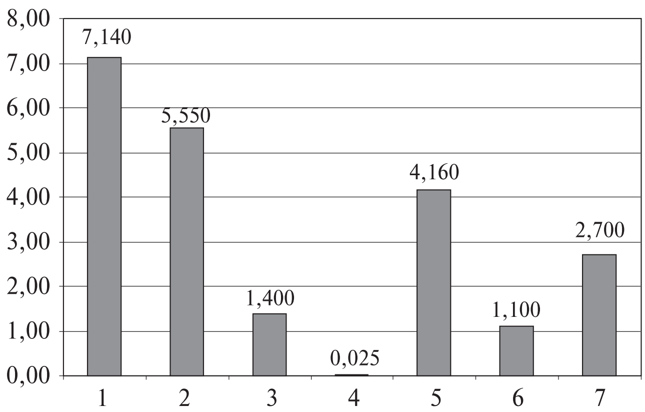

Рис. 1. Значения предельных соотношений сигнал-шум для разных методов

В целом в плане помехозащищенности голосование имеет достаточно высокие показатели. Как видим, наилучшую помехозащищенность имеют методы 3 и 4. Множественные решения более устойчивы к действию шума, чем однозначные. Это видно из сравнения столбиков 1 и 2. Еще более значительные отличия характерны для пар (столбики 3 и 5). Признаки на основе отношений обладают значительно лучшей помехозащищенностью (сравнение столбцов 3, 4 и 2). Преимущества отношений сохраняются с усилением шума. Результаты распознавания в целом зависят от меры ρ, а также от используемых признаков.

Понятно, что объективным в приведенных оценках есть только качественное сравнение, так как величина вероятности распознавания зависит также от количества и видов эталонов, порога для отклонений ρ и ряда других параметров.

Введение элементов иерархичности в процесс принятия решений упрощает вычисления, и по показателю помехозащищенности сравнимо с множественными решениями для пар КТ, причем метод 6 в этом плане несколько сильнее классического метода 7 «ближнего соседа». Учитывая, что вычислительные затраты для методов 3, 4 несколько выше, чем для подходов 6, 7 из-за существенно большего количества сравниваемых элементов, можно отдать предпочтение методу 6.

Проведенные исследования говорят о возможности согласованного выбора параметров и типа метода голосования в зависимости от условий распознавания, задаваемых уровнем помех и ограничениями на быстродействие.

Выводы

Метрики, построенные на множествах КТ объектов с учетом частичного представления, расширяют круг решаемых задач и позволяют повысить надежность функционирования распознающих систем.

Научная новизна состоит в формализации применения метрик при распознавании по множеству КТ, изучении особенностей использования известных метрик и синтезе метрик с новыми свойствами.

Практическая значимость работы заключается в построении и сравнении между собой одноуровневых и иерархических способов построения метрик, получении конкретных характеристик помехозащищенности подходов.

Перспективы исследования состоят в построении методов распознавания по совокупности разнотипных признаков, включающих как значения, так и отношения разной местности. Вторым направлением есть оценка характеристик методов при действии локальных мешающих воздействий.

Список литературы: 1. *Дуда Р., Харт П.* Распознавание образов и анализ сцен. – М.: Мир, 1976. – 512 с. 2. *Шапиро Л., Стокман Дж.* Компьютерное зрение: Пер. с англ. – М.: Бином, 2006. – 752 с. 3. *Колмогоров А.Н., Фомин С.В.* Элементы теории функций и функционального анализа. – Москва: Наука, 1976. – 544 с. 4. *Гороховатский В.А.* Распознавание изображений в условиях неполной информации. – Харьков: ХНУРЭ, 2003. – 112 с. 5. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности: Справ. изд./ Под ред. С.А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с. 6. *Гороховатский В.А, Шляхов В.В.* Анализ иерархических алгоритмов совмещения изображений на фоне пространственных локальных помех // Изв. высш. учебн. заведений. Радиоэлектроника. – Киев, 1991. Т. 34, № 1. С. 75–78. 7.Классификация и кластер/ Под ред. Дж. Вэн Райзина. – М.: Мир, 1980. – 390 с. 8. *Путятін Є.П., Гороховатський В.О., Матат О.О.* Методи та алгоритми комп'ютерного зору: Навч. посіб. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 236 с. 9. *Lowe D.G.* Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. – International Journal of Computer Vision, 60, 2, 2004, p. 91-110. 10. *Гороховатский В.А.* Совместное голосование признаков особенных точек изображений // Тези міжн. наук. конф. «Інлелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту» (ISDMCI'2008). – Херсон: ХНТУ, 2008. – Т. 1, Ч. 1, С. 46-49. 11. *Местецкий Л.М.* Сравнение изображений гибких объектов на основе нормализации. – Труды междунар. конф. «GraphiCon'2007», Москва, 2007.

Поступила в редколлегию 5.09.2008

УДК 004.932.2

Метрики на множинах ключових точок зображень / В.О. Гороховатський // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал – 2008. – № 2 (69). – С. 45-50.

Досліджуються можливості застосування метрик на множинах ключових точок при розпізнаванні зображень. Особливостями цих метрик є стійкість до часткових викривлень множини ознак. Наведено результати дослідження завадостійкості.

Іл. 1. Бібліогр.: 11 найм.

UDK 004.932.2

The metrics in the sets of images dominant points / V.A. Gorohovatskij // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2008. – № 2 (69). – P. 45-50.

The opportunities of metrics application on the sets of key points are researched at images recognition. The features of these metrics are stable to partial distortions of the set of attributes. The results of noise immunity researches are shown.

Fig. 1. Ref.: 11 items.