

УДК 004.932.2

В.А. Гороховатский

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕР СТРУКТУРНОГО СООТВЕТСТВИЯ КОМПОНЕНТНЫХ ОБЪЕКТОВ

Рассматриваются вопросы сопоставления изображений в системах компьютерного зрения. Предложены меры, учитывающие искажение и появление ложных компонент в структурном описании. Проведен анализ свойств методов, описаны результаты компьютерного моделирования. Впервые показано, как формализовать и применить метрические подходы для сопоставления структурных объектов в признаковом пространстве, изучены особенности известных подходов и обсужден синтез сходств с новыми свойствами.

Ключевые слова: структурные методы распознавания, ключевые точки, сходство множеств, дескрипторы, компоненты, мера близости, метрика, анализ соответствий, множество отношений

Введение

Распознавание образов решает проблемы построения и применения формальных операций над отображениями объектов в пространстве признаков [1]. Путем перехода от изображения к множеству *ключевых точек* (КТ) достигается существенное снижение объема информации, при этом эффективность распознавания (достоверность, помехозащищенность) остается на высоком уровне. Множество КТ является исходным для формирования компонентного представления, например, путем построения отношений между КТ. В результате распознаваемый объект представляется как совокупность *компонент*. Значение вектора признаков для компоненты называют *дескриптором*. Основной целью компонентного сопоставления есть надежное принятие решений при неполном пространстве признаков, а также исключение ложных компонент. Для этого необходима разработка специальных мер сходства.

Проблема распознавания объекта решается путем оценки *сходства множеств*. Современные технологии в качестве первого этапа предполагают сопоставление пар дескрипторов объект-эталон и получение значений локального сходства. На втором этапе локальные сходства интегрируются для получения глобальной меры [2, 3].

Для оценки сходства с учетом действия локальных искажений и появления ложных компонент применимы далеко не все меры и метрики для множеств. Наиболее удовлетворяют требованиям меры на основе пересечения и симметрической разности множеств. Они вычисляются путем подсчета *соответствий* элементов (голосование), что аппроксимирует значение полного соответствия объектов.

Цель работы – построение, анализ свойств мер частичного сходства и расстояний применительно к задаче сопоставления изображений в условиях неполного представления.

Задачи исследования – формализация мер сходства для множеств дескрипторов, изучение особенностей применения мер, описание мер в терминах соответствий и отношений на множестве признаков, анализ и оценка эффективности предлагаемых подходов.

Применение ассоциативных мер и метрик

В задачах анализа двумерных сигналов и оценки биометрической информации различают три типа мер [4 – 7]: ассоциативные, корреляционные и расстояния в метрических пространствах. Выбор конкретных мер зависит от цели их применения. Ассоциативные меры, которые сводятся к «подсчету» числа нужных элементов, есть основой оценки частичного соответствия объектов и легко распространяются на случай анализа сочетаний компонент.

Пусть U – некоторый универсум дескрипторов $\lambda \in U$. Обозначим Λ^1, Λ^2 – конечные множества $\Lambda^1, \Lambda^2 \subset U$, $\Lambda^1 = \{\lambda_i^1\}_{i=1}^{\mu(1)}$, $\Lambda^2 = \{\lambda_i^2\}_{i=1}^{\mu(2)}$, $\mu(1), \mu(2)$ – мощности множеств. Введем на U некоторое расстояние $\rho(\lambda, \lambda_0)$ между дескрипторами $\lambda, \lambda_0 \in U$ и определим нормированное метрическое пространство $\mathfrak{S} = (U, \rho)$, $\rho: U \times U \rightarrow [0, 1]$. В качестве ρ может быть использовано евклидово или манхэттенское расстояние в пространстве R^n , $U \subseteq R^n$.

Рассмотрим правило ϕ , соответствующее попаданию дескриптора λ внутрь шара радиуса δ с центром в λ_0

$$\phi: \rho(\lambda, \lambda_0) \leq \delta. \quad (1)$$

Правило (1) определяет для каждого из множеств Λ^1, Λ^2 семейство шаров с параметрами δ, ρ и устанавливает бинарное отношение неразличимости дескрипторов [1]. Параметр δ определяет степень точности, и $\delta \in [0, 1]$ для нормированной

метрики ρ . Правилом (1) задаются эквивалентные подмножества как между множествами Λ^1, Λ^2 , так и внутри каждого из них. Выполнение (1) проверяется посредством предиката

$$L[\rho(\lambda, \lambda_0), \delta] = \begin{cases} 0, & \rho(\lambda, \lambda_0) \leq \delta; \\ 1, & \text{else,} \end{cases}$$

равного 0 или 1 в зависимости от истинности неравенства. Вторым способом анализа есть пороговая обработка вида

$$L^\delta[\rho(\lambda, \lambda_0), \delta] = \begin{cases} \rho(\lambda, \lambda_0), & \rho(\lambda, \lambda_0) \leq \delta; \\ 1, & \text{else,} \end{cases}$$

где при выполнении (1) сходство элементов равно значению метрики $\rho(\lambda, \lambda_0)$. Области формирования значений для L и L^δ совпадают, однако применение L^δ сохраняет значения метрики, которые можно использовать как веса элементов.

Применим ассоциативные меры сходства для оценки близости множеств Λ^1, Λ^2 . Определим пересечение $C = \Lambda^1 \cap \Lambda^2$ и разности $A_1 = \Lambda^1 \setminus \Lambda^2$, $A_2 = \Lambda^2 \setminus \Lambda^1$ и обозначим мощности множеств как $c = \mu(C)$, $a = \mu(A_1)$, $b = \mu(A_2)$. Наиболее популярны в задачах обработки сложных сигналов меры: функция Жаккара $K_1 = c / (a + b + c)$; функция Стьернсенна $K_2 = 2c / (a + b)$; функция Дейка $K_3 = 2c / (a + b + 2c)$; функция Кульчинского $K_4 = (a + b) / (2ab)$; процент несогласия $K_5 = (a + b) / (a + b + c)$; функция Соукала и Снита $K_6 = c / (c + 2(a + b))$; несимметричный трансформированный коэффициент Дейка $K_7 = (c - \min(a, b)) / (c + \min(a, b))$ и другие [4 – 6]. Ассоциативные меры обладают такими достоинствами, как универсальность и быстрое действие вычислений. Каждая из мер имеет свои особенности. Например, мера K_7 задана отрезком $[-1, 1]$, а K_2 не нормирована, т.к. пересечение может превышать величину симметрической разности. Значения отдельных функций, например K_2, K_4 , не определены при совпадении множеств, т.к. при этом выполняется $a = b = 0$, поэтому меры нужно доопределить для этих случаев. Заметим также, что меры K_1, K_5 можно выразить друг через друга. Значение $(a + b)$ есть мощность симметрической разности множеств Λ^1, Λ^2 , широко используемой в интеллектуальном анализе данных, связанном с проблемами грануляции информации [8]. Величина $(a + b)$ есть расстояние между множествами Λ^1, Λ^2 . Значение $(a + b + 2c)$ соответствует сумме мощностей $\mu(1) + \mu(2)$. Одним из критериев выбора функций

есть относительная важность событий совпадения или несовпадения элементов. Например, функция K_3 придает вдвое больший вес совпадающим элементам, а функция K_6 – несовпадающим.

В случае фиксированного соответствия между компонентами сравниваемых множеств, как это применено в модификациях корреляционных подходов [2], реализация мер упрощается и приобретает вид векторно-пространственной модели, когда необходимо осуществить сопоставление и подсчитать число сходных компонент векторов. В то же время для более общего случая в силу наличия геометрических преобразований нет возможности точно установить соответствие компонент в процессе измерений, поэтому требуется осуществлять перебор на некотором подмножестве соответствий. Наиболее полный вариант реализуется путем анализа всевозможных пар $(\lambda_i^1, \lambda_k^2)$, а число сравнений оценивается произведением $\mu_{12} = \mu(1)\mu(2)$.

Схема применения более сложных в вычислительном аспекте корреляционных мер или расстояний для задач компонентного представления практически не отличается от использования ассоциативных мер. Преимущество метрик состоит в возможности построения на их основе быстродействующих процедур поиска [8]. Принципиальным моментом, позволяющим осуществить анализ структуры объектов, есть включение в процесс обработки отбора близких дескрипторов. Оценка сходства путем подсчета совпадений элементов приводит к мысли о возможности применения на множестве соответствий расстояния Хемминга [6]. Можно предложить модификацию метрики Хемминга

$$\rho_H(\Lambda^1, \Lambda^2) = \frac{1}{\mu_{12}} \sum_{i=1}^{\mu(1)} \sum_{k=1}^{\mu(2)} L[\rho(\lambda_i^1, \lambda_k^2), \delta]. \quad (2)$$

Значение ρ_H принадлежит отрезку $[0, 1]$. Метрика (2) по сравнению с другими обладает важным свойством структурного анализа данных. Запишем выражение для метрики на основе обработки L^δ в следующем виде

$$\rho_\Lambda(\Lambda^1, \Lambda^2) = \frac{1}{\mu_{12}} \sum_{i=1}^{\mu(1)} \sum_{k=1}^{\mu(2)} L^\delta[\rho(\lambda_i^1, \lambda_k^2), \delta]. \quad (3)$$

Соотношение (3) как линейную комбинацию метрик можно считать метрикой [7]. Метрика (3) является модификацией расстояния «средней связи» и в случае, если для всех элементов Λ^1 выполняется правило (1), величина (3) равна значению средней связи. В частном случае ненулевое значение метрики (3) может быть получено даже по одной паре схожих компонент, что недопустимо с точки зрения достоверности. В таком случае метрику (3) нужно дополнить логическим условием вида

$$\rho_\Lambda^\varepsilon(\Lambda^1, \Lambda^2) = \begin{cases} \rho_\Lambda(\Lambda^1, \Lambda^2), & N_L > N^\varepsilon; \\ \rho^\varepsilon, & \text{else,} \end{cases} \quad (4)$$

где N^ϵ – порог для минимально допустимого числа соответствий; N_L – реальное число соответствий; ρ^ϵ – символическое значение метрики, означающее ситуацию «полного отсутствия» сходства при введенных ограничениях. Логический анализ вида (4) дает возможность обеспечить заданную достоверность принятия решения, определяемую числом имеющихся соответствий. Еще один вариант модификации метрики средней связи получаем нормировкой на число N_L близких элементов

$$\rho_\Lambda(\Lambda^1, \Lambda^2) = [N_L]^{-1} \sum_{i=1}^{\mu(1)} \sum_{k=1}^{\mu(2)} L^N[\rho(\lambda_i^1, \lambda_k^2), \delta], \quad (5)$$

где предикат L^N отличается от L^δ заменой 1 на 0. Принципы, использованные при построении (2) – (5), можно распространить на другие метрики.

Сходство как анализ соответствий

Опишем множество θ_i^{12} соответствий элемента $\lambda_i^1 \in \Lambda^1$ во множестве Λ^2 в виде

$$\theta_i^{12} = \{\lambda_k^2 \in \Lambda^2 : L^*[\rho(\lambda_i^1, \lambda_k^2), \delta]\},$$

где L^* – один из рассмотренных предикатов. Варианты соответствий: множество θ_i^{12} может включать один элемент (однозначное соответствие), несколько элементов (множественное) или вообще не содержать элементов $\theta_i^{12} = \emptyset$ (пустое соответствие). Аналогично описываются множества соответствий θ_i^{11} и θ_i^{22} внутри Λ^1, Λ^2 .

Основой для вычисления сходства (2),(3) компонентных объектов является прямоугольная матрица расстояний $\rho(i, k) = \rho(\lambda_i^1, \lambda_k^2)$, $i = 1, \dots, \mu(1)$; $k = 1, \dots, \mu(2)$. Строка матрицы $\rho(i, k)$ – это расстояние i -го дескриптора первого объекта до каждого из дескрипторов второго. Перейдем от матрицы $\rho(i, k)$ к ее представлению в виде матрицы соответствий $\Theta(i, k)$ тех же размеров путем реализации отображения $\Omega: \rho(i, k) \rightarrow \Theta(i, k)$, и на основе $\Theta(i, k)$ определим функцию близости. Построение матрицы $\Theta(i, k)$ и ее анализ сводится к нескольким возможным вариантам. Во-первых, должен быть выбран однозначный или множественный тип соответствия θ_i^{12} дескрипторов, который определяется количеством элементов множества Λ^2 , которые могут считаться эквивалентными элементу из Λ^1 (рис. 1).

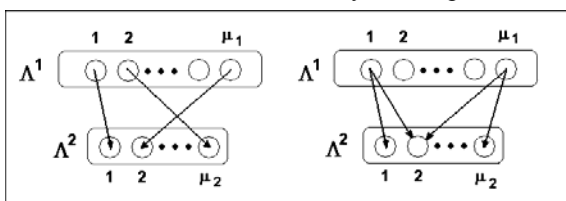


Рис. 1. Однозначный и множественный типы соответствия

Во-вторых, в зависимости от применяемого предиката задается бинарный или многозначный вид соответствия. Бинарная обработка реализуется предикатом L , и матрица $\Theta(i, k)$ приобретает двоичный вид. При многозначном представлении матрица $\Theta(i, k)$, кроме единиц, содержит элементы $\rho(i, k)$, т.е. $\Theta(i, k) = [\rho(i, k) | L^\delta[\rho(i, k), \delta]]$, где отличие от 1 означает соответствие.

Каждый из вариантов обработки имеет свои особенности применения. Например, при множественном многозначном представлении имеем матрицу, каждая строка которой содержит определенное число элементов со значениями из отрезка $[0, \delta]$, что при построении общего сходства требует дополнительных действий по выбору одного из них либо нормировки. Учет множественных соответствий предполагает при формировании общего сходства выбор одного из вариантов для веса соответствия: все соответствия равноценны с весом 1; соответствия равноценны с весом, равным $1/m$, где m – их число в строке; вес соответствия определяется величиной $\rho(i, k)$ и т.д. Однако множественные соответствия в целом оказываются устойчивее к действию помех, чем однозначные [9]. Кроме того, при получении однозначных соответствий необходимы дополнительные вычисления, связанные с поиском оптимумов, ранжированием и т.д. Например, в методах SIFT получил применение вариант однозначного способа установления соответствий с дополнительной проверкой путем анализа величины второго оптимума [10].

Опишем теперь сходство как функцию $\Theta(i, k)$. Одним из вариантов есть выражение

$$\rho_\Lambda(\Lambda^1, \Lambda^2) = [\mu_{12}]^{-1} \sum_{i=1}^{\mu(1)} \sum_{k=1}^{\mu(2)} \Theta(i, k), \quad (6)$$

которое представляет собой значение метрики (2), (3) с учетом выбранного типа соответствия. Для случая однозначных бинарных соответствий значение суммы в (6) есть число строк, содержащих нуль, что соответствует числу «одинаковых» элементов множеств. В случае многозначных бинарных соответствий сумма в соотношении (6) означает общее число всех не совпавших элементов (с учетом повторений). Для других типов соответствия значение (6) можно отнести к модификациям метрик: ближайшего соседа (однозначные соответствия), m ближайших соседей (фиксированное число m наиболее сходных элементов), метрики средней связи (многозначные). Во всех перечисленных модификациях учитываются близкие элементы множеств, для сходства которых выполнена пороговая обработка L^δ .

Нормировка в (6) играет важную роль для анализа. Например, при бинарных однозначных соответствиях для двух одинаковых множеств с различающимися элементами (без повторений) значение суммы в (6) равно $\mu_{12} - \mu(1)$, или $\mu(1)[\mu(2) - 1]$, а

величина (6) при этом равна $\rho_\Lambda = 1 - 1/\mu(2)$. В то же время для одинаковых множеств, содержащих один и тот же элемент, $\rho_\Lambda = 0$. Это говорит о необходимости применения разных подходов, по-своему отражающих событие совпадения множеств. Например, более практичным для неповторяющихся элементов вместо метрики (6) может оказаться сходство

$$K = [\min\{\mu(1), \mu(2)\}]^{-1} \sum_{i=1}^{\mu(1)} \sum_{k=1}^{\mu(2)} [1 - \Theta(i, k)], \quad (7)$$

равное 1 при полном совпадении. Выражение (7) точнее отражает суть сопоставления множеств компонент как подсчет относительной доли одинаковых элементов. В то же время (6) более универсально и не требует проверки повторяемости элементов.

При построении мер близости в задачах распознавания, когда анализируемый объект (например, множество Λ^2) поочередно сравнивается с базой эталонов, нормировка при определении доли однозначных соответствий может быть реализована путем деления на $\mu(1)$, которое отражает максимально возможное их число. Тогда мера сходства есть доля элементов эталона, которые нашли свое соответствие в объекте, и вычисляется как $K = \eta / \mu(1)$, где числитель η равен числу установленных соответствий.

Важным для задач анализа визуальных данных является также расположение нулей в матрице соответствий. Если в каждой строке и каждом столбце содержится только один ноль, то мы имеем дело с одновременным соответствием нескольких пар элементов разных множеств, что должно отражаться на значении метрики. Этим качеством рассмотренные метрики и меры сходства не обладают, что говорит о необходимости их усовершенствования. В некоторой степени это учтено далее в мерах на основе отношений.

На базе значений i -ой строки матриц $\rho(i, k)$ или $\Theta(i, k)$ может быть сформирована промежуточная мера сходства типа элемент-множество, на основе которой в дальнейшем можно вычислить сходство. Особенно актуален такой вид сходства для распознавания, где для каждого элемента объекта вначале осуществляется оценка класса, а затем по совокупности полученных оценок принимается глобальное решение. С другой стороны, практика задач распознавания по сходству множеств часто оказывается более надежным в условиях помех, чем принятие решения по совокупности локальных решений.

Меры на множестве отношений

Введем на универсуме U отношение R_U , $R_U \subseteq U \times U \times \dots \times U$. Для конкретности рассмотрим бинарные отношения $R_U \subseteq U \times U$ и сформулируем принципы сравнения отношений из R_U . Наиболее распространены в анализе данных отношения не-

различимости (равенство), предшествования (ранжирование) и соседства [7]. При анализе КТ дополнительно рассматривают два типа отношений: амплитудные и пространственные. Амплитудные отношения характеризуют связь на множестве значений дескрипторов (неразличимость), пространственные – связь между их координатами, отражающую геометрические аспекты (соседство).

Бинарное амплитудное отношение $r^{11} \in R_U$ для элементов $\lambda_i^1, \lambda_j^1 \in \Lambda^1$ может быть описано в виде $r^{11} = \{(\lambda_i^1, \lambda_j^1) | R(\lambda_i^1, \lambda_j^1)\}$, где $R(\lambda_i^1, \lambda_j^1)$ (или $R[r^{11}]$) – правило, формирующее отношение. Примером $R(\lambda_i^1, \lambda_j^1)$ могут быть предикаты L, L^δ , тогда $r^{11} = \{(\lambda_i^1, \lambda_j^1) | \rho(\lambda_i^1, \lambda_j^1) \leq \delta\}$ или $r^{11} = \{(\lambda_i^1, \lambda_j^1) | L\}$. Аналогично можно описать отношение r^{12} и между элементами Λ^1, Λ^2 . Пространственное бинарное отношение для элементов $\lambda_i^1, \lambda_j^1 \in \Lambda^1$ имеет вид $r_c^{11} = \{(c_i^1, c_j^1) | R_c(c_i^1, c_j^1)\}$ или конкретно $r_c^{11} = \{(c_i^1, c_j^1) | \rho_c(c_i^1, c_j^1) \leq \delta_c\}$, где c_i^1, c_j^1 – координаты элементов λ_i^1, λ_j^1 , ρ_c – метрика в координатном пиксельном пространстве, δ_c – порог, определяющий размер окрестности, в пределах которой элементы λ_i^1, λ_j^1 считаются удовлетворяющими отношению R_c . Как правило, координатные отношения имеют смысл близости или соседства. Величина δ_c должна быть согласована с соответствующим значением для множества Λ^2 с учетом допустимых геометрических преобразований и определяет возможность «склеивания» (в плане совместного анализа) для пары компонент между собой.

Правило для формирования отношения r^{12} представим в виде конъюнкции

$$R[r^{12}]: (\rho(\lambda_i^1, \lambda_j^2) \leq \delta) \& (\rho(\lambda_k^1, \lambda_l^2) \leq \delta).$$

Установим теперь правило $R \& R_c$ для одновременного применения $r^{12}, r_c^{11}, r_c^{22}$ в виде

$$\begin{aligned} R \& R_c[r^{12}, r_c^{11}, r_c^{22}]: & (\rho(\lambda_i^1, \lambda_j^2) \leq \delta) \& \\ & \& (\rho(\lambda_k^1, \lambda_l^2) \leq \delta) \& \\ & \& (\rho_c(c_i^1, c_k^1) \leq \delta_c) \& (\rho_c(c_j^2, c_l^2) \leq \delta_c), \end{aligned} \quad (8)$$

которое означает выполнение (1) для каждой из пар элементов (амплитудное отношение r^{12}) и двух условий для соответствующих координат, реализующих пространственное отношение $r_c^{kk}, k=1,2$. В целом выражение (8) можно представить как новое отношение r_4^{12} для четверки:

$$r_4^{12} = \{(\lambda_i^1, c_i^1), (\lambda_k^1, c_k^1), (\lambda_j^2, c_j^2), (\lambda_l^2, c_l^2)\} | r^{12}(\lambda_i^1, \lambda_j^2), r^{12}(\lambda_k^1, \lambda_l^2), r_c^{11}(c_i^1, c_k^1), r_c^{22}(c_j^2, c_l^2)\}. \quad (9)$$

Отношение (9) можно трактовать как установление соответствия для пары точек двух разных объектов, причем координаты точек, в свою очередь, включены в пространственные отношения r_c^{11}, r_c^{22} внутри каждого из объектов. В целом отношение (9) построено на метриках ρ, ρ_c и может быть использовано также в выражениях для ассоциативных мер $K_1 \dots K_7$ и метриках типа (2) – (5). При этом фактически будет реализован подсчет числа отношений, установленных для элементов двух множеств. Здесь вместо предиката L необходимо использовать новый предикат L^r , проверяющий выполнение отношения вида (9).

Применение отношений по сравнению с использованием одиночных дескрипторов в плане достоверности распознавания имеет существенно лучшие показатели [3, 9]. Отношения могут быть расширены на любое число элементов. С другой стороны, увеличение числа используемых в отношениях элементов усиливает интегральные качества сопоставления, одновременно снижая устойчивость к локальным искажениям. Учитывая направленность таких схем обработки на устранение локальных искажений, целесообразно применять только двух- или трехместные отношения, причем в целях ускорения вычислений использовать усеченные подмножества отношений [3].



Рис. 2. Эталоны и характерные признаки

По результатам моделирования представлена табл. 1 значений мер при сравнении выбранного эталона в пространстве признаков с собой (столбец 1) и с другими 4-мя эталонами.

Наряду с величинами $K_1 \dots K_7$ и метриками (2), (3), в таблицу включены значения меры для бинарных соответствий на базе отношения r^{12} , вычисленной как $K_9 = \eta_r / \mu_r$, где η_r – число соответствий, μ_r – общее число пар.

Рассмотрены две разновидности:

K_9^1 – однозначные соответствия с нормировкой на число пар в Λ^1 ;

K_9^2 – многозначные соответствия с нормировкой на произведение числа пар.

В целях сравнения приведены также значения

Компьютерные эксперименты

Предварительный расчетный анализ рассмотренного разнообразия мер структурного соответствия показал следующее.

Меры K_2, K_4, K_7 не обладают свойством непрерывности при изменении числа дескрипторов. Метрика (5) при удачно выбранном пороге δ практически не отличается от метрики (2), ее целесообразно применять лишь с нормировкой на число «близких» элементов.

Среди остальных мер из $K_1 \dots K_7$ следует выделить K_1, K_3, K_5 , в одинаковой степени реагирующие на изменение списка, но предпочтение в этом плане следует отдать мере K_1 .

В целях более тщательного качественного анализа обсуждаемых мер для практических наборов признаков проведены компьютерные эксперименты на реальных изображениях. В качестве компонент использованы множества КТ, полученные применением детектора SIFT (вектор размерностью 128) для базы данных, содержащей 30 полутоновых изображений аквариумных рыбок размером 100×100 пикселей.

На рис. 2 показано изображение одного из эталонов, а также размещенные в оверлейном режиме на нем и еще на трех эталонах дескрипторы (темные точки). Число дескрипторов на выделенном эталоне равно 42.

мер K_8^1, K_8^2 для одиночных соответствий, установленных по оптимуму сходства. Для сопоставления использовано евклидово расстояние, а значение порога выбрано $\delta = 0,113$, что соответствует 1% от максимального значения метрики, равного $\sqrt{128}$.

Как видим из таблицы, значения мер (2) и (3) отличаются, только начиная с третьего знака после запятой, что говорит об удачно выбранном пороге δ , отражающем близость дескрипторов. При этом меры (2) и (3) на «своем» эталоне дают величину сходства около 0,88, что отклоняется от минимально возможного значения, равного 0. Несмотря на это, с применением всех обсуждаемых мер без помех достигается безошибочное распознавание на множестве эталонов. Значения мер для реальных изображений, приведенные в табл. 1, в целом подтверждают предварительные оценки.

Таблица 1

Значения мер для множеств дескрипторов

Функция	1	2	3	4	5	$\beta_1 = 0,25$	$\beta_2 = 0,25$
K_1	1	0,68	0,64	0,54	0,76	0,85	0,89
K_2	84	4,21	3,53	2,38	6,33	5,5	6,8
K_3	1	0,81	0,78	0,70	0,86	0,92	0,94
K_4	0	0,28	0,14	0,15	0,19	0,5	0,5
K_5	0	0,31	0,36	0,46	0,24	0,15	0,11
K_6	1	0,51	0,47	0,37	0,61	0,73	0,79
K_7	1	0,90	0,71	0,72	0,81	1	1
(2)	0,8775	0,9494	0,9324	0,9259	0,9365	0,8992	0,874
(3)	0,8826	0,9520	0,9355	0,9296	0,9400	0,9034	0,8792
K_8^1	1	0,7142	0,9523	0,5952	0,9047	0,8461	1
K_8^2	0,1224	0,0676	0,0505	0,0741	0,0663	0,1007	0,1260
K_9^1	1	0,53	0,74	0,46	0,62	0,87	1
K_9^2	0,0107	0,0044	0,0028	0,0046	0,0043	0,0073	0,0115

Оценим теперь свойства мер в плане влияния искажений удаления или появления ложных признаков. Уровень помехи добавления ложного элемента задавался вероятностью β_1 , а вероятность β_2 отражала событие исключения признака из списка. Для ряда мер, где нормировка происходит путем деления на величину μ_{12} , действие этих двух типов помех имеет различия. В частности, бывают ситуации, когда исключение общих дескрипторов не изменяет значения меры, что означает нечувствительность к таким искажениям. Координаты и значения ложных дескрипторов в эксперименте формировались с использованием равномерного распределения. В таблице в качестве примера приведены величины сходства исходного и измененного множеств дескрипторов объекта (рис. 2) при значениях $\beta_1 = 0,25$ и $\beta_2 = 0,25$, что соответствует изменению примерно четвертой части состава дескрипторов. Из таблицы путем сравнения с первым столбцом видим, что все меры в той или иной степени реагируют на локальные искажения, однако более точно отражают действие помех меры $K_1(K_5)$, K_8 , K_9 и метрики (2), (3). Анализ пар в мерах K_8^2 , K_9^2 по отношению к одиночным соответствиям, обеспечивает большую чувствительность к помехам исключения, а также более высокую достоверность решений относительно других эталонов базы, т.к. локальные оптимумы мер относительно глобального оптимума здесь менее значительны, чем в мерах K_8^1 , K_9^1 . Отметим, что для мер (2), (3) при помехе исключения наблюдаются значения ниже, а у мер K_8^2 , K_9^2 выше, чем у эталона. Это объясняется изменением базы суммирования при помехе исключения и говорит о трудности использования здесь пороговых способов. Все обсуждаемые меры обеспе-

чивают правильное распознавание изображения рис. 2 при заданном уровне помех.

Выводы

Оценка структурного соответствия объектов в условиях искажений сводится к построению частичных мер для сходства множеств. Основная идея состоит в построении мер, связанных с отдельным анализом компонент. Применение аппарата соответствий сосредотачивает решение проблемы на выделении наиболее значимых данных, а построение отношений позволяет обеспечить высокую достоверность решений.

Впервые показано, как формализовать и применить метрические подходы для сопоставления структурных объектов в признаковом пространстве, изучены особенности известных подходов и обсужден синтез сходств с новыми свойствами.

Практически важным есть сравнение принципов построения и нормировки мер, получение конкретных характеристик на экспериментальной базе изображений, что подтверждает целесообразность применения предложенных мер в задачах компьютерного зрения.

Перспективы состоят в разработке теоретических основ для построения интегрированного сходства по совокупности разнотипных признаков.

Список литературы

1. Искусственный интеллект. – В 3-х кн. Кн. 2. Модели и методы: Справочник / Под ред. Д.А. Поспелова. – М.: Радио и связь, 1990. – 304 с.
2. Путятін Є.П. Методи та алгоритми комп'ютерного зору: навчальний посібник / Є.П. Путятін, В.О. Гороховатський, О.О. Матат. – Х.: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 236 с.
3. Гороховатский В.А. Иерархия пространственных отношений структурных признаков в задачах сопоставления визуальных объектов / В.А. Гороховатский // Сис-

теми управління, навігації та зв'язку. – К.: ЦНДІ НУ, 2008. – Вип. 3 (7). – С. 85-89.

4. Шитиков В.К. Количественная гидроэкология: методы системной идентификации [Электронный ресурс] / В.Д. Шитиков, Г.С. Розенберг, Т.Д. Зинченко. – ТОЛЬЯТТИ: РАН, Институт экологии Волжского бассейна, 2003. – Режим доступа к книге: <http://www.ievbran.ru/kiril/Library/Book1/content248/content248.htm>.

5. Баклицкий В.К. Методы фильтрации сигналов в корреляционно-экстремальных системах навигации / В.К. Баклицкий, А.М. Бочкарев, М.П. Мусьяков. – М.: Радио и связь, 1986. – 216 с.

6. Елисеева И.И. Группировка, корреляция, распознавание образов (Статистические методы классификации и измерения связей) / И.И. Елисеева, В.О. Рукавишников. – М.: Статистика, 1977. – 144 с.

7. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности: Справ. изд./ Под ред. С.А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.

8. Каграманян А.Г. Метрические свойства грануляции информации / А.Г. Каграманян, В.П. Маишалир, В.В. Шляхов // Бионика интеллекта. – 2007. – № 1 (66). – С. 17-24.

9. Гороховатский В.А. Применение отношений на множестве характерных признаков изображений при распознавании на основе голосования / В.А. Гороховатский // Бионика интеллекта. – 2008. – № 1(68). – С. 87-93.

10. Lowe D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints / D.G. Lowe // Intern. Journal of Computer Vision, 60, 2, 2004. – P. 91-110.

Поступила в редколлегию 16.01.2009

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Е.И. Кучеренко, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

ДОСЛІДЖЕННЯ МІР СТРУКТУРНОЇ ВІДПОВІДНОСТІ КОМПОНЕНТНИХ ОБ'ЄКТІВ

В.О. Гороховатський

Розглянуто питання порівняння зображень у системах комп'ютерного зору. Запропоновано міри, що враховують спотворення та появу хибних компонент у структурному описі. Проведено аналіз властивостей методів, наведено результати комп'ютерних експериментів. Вперше показано, як формалізувати і застосувати метричні підходи для зіставлення структурних об'єктів в ознаковому просторі, вивчено особливості відомих підходів і обговорено синтез схожості з новими властивостями.

Ключові слова: структурні методи розпізнавання, ключові точки, схожість множин, дескриптори, компоненти, міра близькості, метрика, аналіз відповідностей, множина відношень.

RESEARCH OF STRUCTURAL CONFORMITY MEASURES OF COMPONENTAL OBJECTS

V.O. Gorohovatsky

Questions of image comparison in computer vision systems are considered. The measures which are taking into account distortion and false component occurrence in the structural description are suggested. The analysis of properties of methods is shown, results of computer modeling are described. It is first shown how formalize and apply metrical approaches for comparison of structural objects in associative space, the features of the known approaches are studied and the synthesis of likenesses is discussed with new properties.

Keywords: structural methods of recognition, keypoints, similarity of sets, descriptors, components, a measure of affinity, the metrics, the analysis of conformity, the set of relations.