

УДК 004.932.2:004.93'1

Н. В. Власенко, В. П. Машталир

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
Проспект Ленина, 14, 61166 Харьков, Украина

Анализ кортежей наиболее значимых соответствий между описаниями объектов в задачах метрического распознавания

Для структурного распознавания видеообъектов предложены модификации методов вычисления подобия на основе ранжирования сходства элементов описания. Представлены результаты компьютерных экспериментов по исследованию устойчивости синтезированных мер к действию наиболее распространенных видов помех.

Ключевые слова: метрические методы распознавания, мера подобия, описание в виде множества элементов, метод SURF, ранжирование, усреднение, значимые соответствия, вероятность правильной классификации.

Введение

Основой метрических методов распознавания является некоторая мера подобия [1–3]. Если описание представлено в виде множества, например, в структурном представлении видеообъектов, то важным моментом становится поиск близких элементов и формирование на их основе группового решения в виде обобщенной меры [4, 5]. Выбор меры подобия (в частном случае — метрики) является ключевым моментом распознавания/классификации в целом. Проблема построения меры подобия, наиболее эффективной для конкретных прикладных задач, находится в центре внимания исследователей [1–5, 9–12]. Традиционные подходы, как правило, построены на выборе наилучшего соответствия среди элементов множеств, анализируемых по принципу «каждый с каждым». Этот принцип лежит, например, в основе методов ближнего и дальнего соседей, метрики Хаусдорфа [4–6]. Подсчет числа соответствий позволяет реализовать простую для реализации процедуру голосования. Синтезированные методы в силу применения в них структурного анализа обладают устойчивостью к выбросам, связанным с повреждением элементов или появлением ложных элементов описания. Однако в наиболее сложных ситуациях повреждения данных при комплексном воздействии помех аддитивного и аномального видов возникает необходимость применения методов, в основе которых лежит более надежное и универсальное принятие реше-

ния путем анализа кортежей групповых соответствий. Анализ групповых соответствий применяют при синтезе модификаций метрики Хаусдорфа, что, по мнению авторов, убирает неоднозначность и улучшает помехозащищенность при сопоставлении границ видеообъектов [4, 5]. На основе обработки рейтинга соответствий вычисляют подобие описаний.

Ключевыми принципами устойчивого к выбросам интеллектуального анализа данных являются усреднение и ранжирование. В статье [12] как основу обработки используют статистические методы типа LST-оценок, где одно из решений базируется на ранжированной выборке локальных подобий, параметром усечения выступает априорная величина доли отобранных данных относительно исходного их числа. Значение этого параметра на практике определяется в соответствии с допустимым уровнем повреждения. Ранжирование необходимо для автоматического выделения, группировки и отбора элементов. Другой подход базируется на M -оценивании [6, 12]. Вводится величина τ — порог для устранения выбросов. Превышающие порог значения заменяются на τ , остальные используются в процедуре усреднения без изменений.

Активно развиваются оптимальные методы сопоставления «множество–множество», в основе которых лежит оптимизация критерия, связанного с вычислением суммы расстояний для однозначных соответствий элементов множеств [7]. Методы отличаются высокими показателями достоверности, однако, требуют значительных вычислительных затрат по сравнению с более простыми методами голосования.

Проведенный анализ показывает необходимость исследования и развития подходов, построенных на обработке конечного подмножества наилучших соответствий элементов (как правило, ранжированного некоторым образом), что в целом должно повысить достоверность и помехозащищенность применения метрической классификации за счет использования группового анализа. Вычислительные затраты для таких методов существенно меньше, чем для оптимальных подходов, в то же время достоверность классификации на практике для них оказывается выше, чем для методов, основанных на одиночных соответствиях. Отличительной особенностью рассмотренной обработки является использование неполного объема данных, что обеспечивает устойчивость к искажениям.

Особый интерес вызывает применение обсуждаемых подходов для вычисления подобия в условиях геометрических преобразований видеообъектов, в частности, опираясь на инвариантные структурные описания, полученные путем применения таких методов как SIFT, SURF [2]. Это позволит распространить выводы, полученные для бинарных контурных объектов [12], на общий случай. С другой стороны, представляет прикладной интерес исследование влияния помех разного типа при применении модифицированных методов для решения значительно более сложных задач инвариантной классификации и поиска в базах видеоданных.

Мера подобия в виде соответствия множеств

Пусть Z_1, Z_2 — конечные множества (в общем случае мультимножества), представляющие описания объектов, $Z_1 \subseteq Z, Z_2 \subseteq Z$, Z — универсум элементов,

составляющих описание. Обозначим ν_1, ν_2 мощности множеств Z_1, Z_2 . В ряде прикладных задач считают $Z \subseteq R^n$ [1, 2].

Определим соответствие θ между множествами Z_1, Z_2 с элементами $z_1 \in Z_1, z_2 \in Z_2$ в виде подмножества декартова произведения $\theta \subseteq Z_1 \times Z_2$ [8]. Множество Z_1 первых элементов образованных пар (z_1, z_2) называют областью определения соответствия θ , а множество Z_2 вторых элементов — областью значений. Для конечных множеств их декартово произведение описывается в виде таблицы. Соответствие будем рассматривать как множество $\theta = \{\theta_k\}$ элементов θ_k . Рассмотрим иерархическую модель меры подобия \mathfrak{G} описаний Z_1, Z_2 в виде

$$\mathfrak{G} = \Omega_2[\Omega_1[Z_1, Z_2]], \quad (1)$$

где Ω_1 — нижний уровень обработки; Ω_2 — верхний уровень. Обозначим через Ξ область значений \mathfrak{G} , $\mathfrak{G} \in \Xi$. Уровень Ω_1 свяжем с построением, анализом и обработкой множества соответствий $\theta = \{\theta_k\}$. Качество соответствия θ_k будем оценивать значением метрики $\rho(z_1, z_2)$ для элементов, $\rho: Z \times Z \rightarrow [0, \infty)$. На уровне Ω_2 обработанное множество локальных решений (соответствий или подобию) отображается в значение подобия $\mathfrak{G} \in \Xi$ для множеств Z_1, Z_2 . В общем случае $\Xi = [0, \infty)$. Мера подобия задает топологию пространства и должна удовлетворять требованиям [6]:

$$1) \mathfrak{G} \geq 0; \quad 2) \mathfrak{G}[Z_i, Z_j] = \mathfrak{G}[Z_j, Z_i]; \quad 3) \mathfrak{G}[Z_i, Z_i] \geq \mathfrak{G}[Z_i, Z_j] \quad \forall i \neq j.$$

Иерархический способ построения (1) позволяет осуществлять решения, устойчивые к искажениям элементов описаний. Можно считать, что степень устойчивости задается параметрически и связана с допустимым уровнем искажений.

Рассмотрим многоэтапный вариант обработки Ω_1 в виде последовательности отображений $\Omega_1 = \Omega_{13} \Omega_{12} \Omega_{11}$. Вначале реализуем

$$\Omega_{11}: Z \times Z \rightarrow \theta_Z, \quad \theta_Z = \{\theta_s\}_{s=1}^{\nu_1 \nu_2}.$$

Множество θ_Z включает всевозможные элементарные соответствия $\theta_s = (z_1^s, z_2^s)$ пар $z_1 \in Z_1, z_2 \in Z_2$, произведение $\nu_1 \nu_2$ отражает их число. Далее применим

$$\Omega_{12}: \theta_Z \rightarrow Z_{12}^k, \quad Z_{12}^k \subseteq \theta_Z, \\ Z_{12}^k = \{(z_1^s, z_2^s)_{s=1}^k \mid \rho(z_1^1, z_2^1) \leq \rho(z_1^2, z_2^2) \leq \dots \leq \rho(z_1^k, z_2^k)\}, \quad (2)$$

где $z_1^s \in Z_1, z_2^s \in Z_2, k \geq 1$. Построение отображения Ω_{12} для вычисления вариационного ряда $\{\rho(z_1^s, z_2^s)\}_{s=1}^k$ есть одним из ключевых моментов исследуемого подхода.

Результатом применения Ω_{12} есть рейтинг-лист Z_{12}^k — кортеж наилучших в некотором смысле соответствий, характеризуемый вектором $\rho_{12}[k] = \{\rho(z_1^s, z_2^s)\}_{s=1}^k$, отражающим значения релевантности (ранга) для элементов Z_1 . Можно считать, что множество Z_{12}^k отражает наиболее важную часть связи Z_1, Z_2 , т.к. в результате Ω_{12} сформирован кортеж Z_{12}^k в виде k наиболее существенных связей. Кроме того, в процессе ранговой обработки (2) происходит сжатие данных путем отбора наиболее важной информации. Значение $\rho(z_1^s, z_2^s)$ можно считать вкладом соответствующего признака, а Z_{12}^k фактически содержит подпространство признаков эталона с наибольшим рейтингом. В то же время не совсем достоверные данные (аналог «хвостов распределения») смещаются в область больших значений k и исключаются из рассмотрения. Величины $\rho(z_1^s, z_2^s)$ вычисляются на основе анализа θ_Z , исходный набор образует матрицу $\{\rho(z_1^i, z_2^j)\}$, $i = \overline{1, \nu_1}$, $j = \overline{1, \nu_2}$, которая с учетом свойств метрики является симметрической. Критерием качества соответствия θ_s элементов z_1^s, z_2^s есть расстояние $\rho(z_1^s, z_2^s)$, а соотношение (2) содержит соответствия в порядке убывания качества.

Вопрос об однозначности построения соответствий из Z_{12}^k в плане возможности повторения элементов разных пар в (2) относится к модели вычисления подобия. Методы голосования допускают неоднозначные соответствия, в то время как оптимальные методы [7] строятся исключительно на биективных (взаимно однозначных) соответствиях. Случай $k=1$ характеризует принцип построения \mathcal{Q} на основе наиболее значимого соответствия.

Учитывая то, что в общем случае анализируемое множество Z_2 может содержать меньше k элементов со значимым уровнем подобия, введем отображение Ω_{13} элиминирования для Z_{12}^k в виде фильтра

$$\Omega_{13} : Z_{12}^k \rightarrow Z_{12}^m, Z_{12}^m = \{[(z_1^i, z_2^i)]_{i=1}^m \mid \rho(z_1^i, z_2^i) \leq \delta_\rho\}, m \in [0, k], \quad (3)$$

где δ_ρ — некоторый порог значимости для ρ . Ясно, что в отличие от Z_{12}^k , множество Z_{12}^m может быть пустым (m изменяется от 0 до k). Учитывая, что Z_{12}^m есть основой классификации, значение m становится ключевым параметром, т.к. это число элементов эталона, обнаруженное в классифицируемом объекте.

Анализируя способ построения $\Omega_{11}, \Omega_{12}, \Omega_{13}$, можно увидеть, что эти отображения могут быть реализованы в рамках единой процедуры, а предложенная последовательность принципиально отражает лишь схему и этапы обработки. Учитывая то, что элементы Z_{12}^k ранжированы, построение Ω_{13} не составляет труда и может быть реализовано в процессе формирования Z_{12}^k . Элиминирование Ω_{13} также осуществляется параллельно с построением Z_{12}^k .

После Ω_1 применим отображение $\Omega_2 : Z_{12}^m \rightarrow \Xi$, т.е. вычислим значение \mathcal{Q}

по множеству Z_{12}^m . В частном случае отображение Ω_2 можно реализовать путем построения метрики $\rho_z : Z \times Z \rightarrow \Xi$ для множеств, где каждое из Z_1, Z_2 представлено подмножеством из m элементов. В методах голосования отображение Ω_2 реализуется функцией построения целого числа (количества голосов).

Основными параметрами обсуждаемого метода вычисления подобия (1)–(3), определяющими его свойства и качество применения, есть: значения k, δ_ρ , вид метрики ρ и отображений Ω_1, Ω_2 . Последовательность преобразований опишем схемой

$$(Z_1, Z_2) \xRightarrow{\Omega_1} Z_{12}^m \xRightarrow{\Omega_2} \mathfrak{S}. \quad (4)$$

В основе обработки (4) лежит анализ подходящего структурного элемента с использованием его контекста в плане связи с другими элементами описания. Понятно, что рассмотренные модификации мер подобия в общем случае не являются метриками. Рассматриваемые меры подобия обладают важным для приложений свойством, что основываются только на части описания, включающей сжатое представление в признаковом пространстве.

Обработка кортежа Z_{12}^m значимых соответствий

Введение обработки на уровне Ω_2 основано на том обстоятельстве, что применение анализа нескольких лучших соответствий может быть эффективнее, чем использование всех соответствий, одного избранного соответствия или отбора соответствий с порогом. Ясно, что эффективность модификации определяется способом обработки множества Z_{12}^m , в результате подобие можно описать числовой функцией $\mathfrak{S} = f[\rho_{12}[m]]$ от ранжированного вектора $\rho_{12}[m] = \{\rho(z_1^s, z_2^s)\}_{s=1}^m$ расстояний. Обсудим варианты построения функции f для вычисления подобия при классификации:

- 1) сумма (среднее) всех или части локальных подобий из $\rho_{12}[m]$

$$\mathfrak{S} = \sum_{i=1}^q \rho(z_1^i, z_2^i), \quad \mathfrak{S} = q^{-1} \sum_{i=1}^q \rho(z_1^i, z_2^i), \quad 1 \leq q \leq m; \quad (5)$$

- 2) подобие на основе q -й компоненты ($1 \leq q \leq m$) вектора $\rho_{12}[m]$

$$\mathfrak{S} = \rho(z_1^q, z_2^q), \quad (z_1^q, z_2^q) \in Z_{12}^m; \quad (6)$$

- 3) использование для классификации вектора $\rho_{12}[m]$ в полном объеме или его части $[\rho(z_1^i, z_2^i)]_{i=1}^q, q \leq m$.

Обобщением (5), (6) может быть представление

$$\mathfrak{S} = \sum_{i=1}^q \beta^i \rho(z_1^i, z_2^i), \quad \mathfrak{S} = \beta^q \rho(z_1^q, z_2^q), \quad 1 \leq q \leq m, \quad (7)$$

где веса β^i нормированы $\sum_{i=1}^q \beta^i = 1$ и могут отражать априорную значимость элементов эталона. Каждое из подобий (5)–(7) имеет свои особенности применения. Например, сравнение рейтинг-листа $\rho_{12}[m]$ для разных эталонов предполагает приведение их к однообразию по значению q . Значение q в (5) может быть фиксированным или изменяющимся в зависимости от результата анализа. В целом усредняющая обработка обеспечивает устойчивость к аддитивному шуму, а ранговая — к аномальным помехам (окклюзии, повреждения). Выражение (5), включающее усреднение и ранжирование одновременно, обеспечивает устойчивость к обоим типам помех.

Построение функционального соответствия для базы эталонных данных

Опираясь на преимущества приоритетного использования эталонной информации, можно в наилучшей степени достичь согласования данных с эталонным описанием, что в любой ситуации обеспечивает более надежную классификацию. В этом плане важным моментом может быть односторонняя направленность при построении Ω_1 , в результате чего формируется подмножество элементов из Z_2 , в некотором плане эквивалентных элементам из эталона Z_1 . Область определения синтезированного соответствия — множество Z_1 . Соответствие, при котором каждому элементу Z_1 отвечает не более одного элемента Z_2 , называют функциональным [8]. Применение полного набора элементов Z_1 обеспечивает использование максимального объема эталонных данных. Для эталона Z_1 отбираем наиболее близкие элементы из классифицируемого объекта Z_2 (рис. 1). Классификация Z_2 или его подмножеств (частичное соответствие нескольким эталонам) может быть осуществлена в соответствии с величиной подобия, которое для голосования соответствует максимуму доли его элементов среди описаний видеобазы.

Альтернативой обсуждаемому принципу обеспечения помехозащитности за счет анализа групповых соответствий есть применяемое в методах SIFT, SURF решение о соответствии элементов путем проверки значимости минимума для значения метрики по отношению к ближайшему локальному минимуму, что обеспечивает устойчивость за счет отбрасывания ложных соответствий. Этот способ вписывается в рассмотренную схему при $k=1$, $\delta_\rho = \infty$ с использованием дополнительного порога на отношении минимумов.

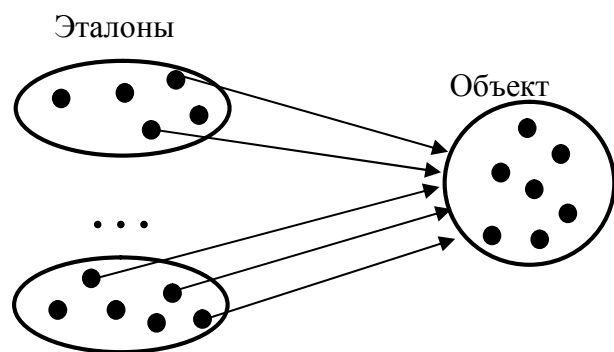


Рис. 1. Схема вычисления подобия при классификации

Описание и результаты экспериментов

Целью компьютерного моделирования была оценка эффективности предложенного подхода при построении мер подобия (в сравнении с традиционными способами) по критерию устойчивости к действию наиболее распространенных видов помех, прежде всего, к аддитивному шуму и повреждениям (окклюзии). Подобие описаний вычислялось с применением функциональных соответствий. При этом анализировалось описание эталона с определением наиболее близких элементов объекта и с учетом фильтра (3).

Исследовано три основных метода вычисления подобия:

1) традиционный, который основан на подсчете числа голосов наиболее близких элементов (с проверкой на порог δ_ρ);

2) модификация, когда по $m = 10$ наиболее схожим элементам объекта вычисляется подобие по схеме (5) при $q = 3$ и $q = m$;

3) модификация, когда по $m = 10$ наиболее похожим элементам объекта вычисляется подобие по схеме (6) при $q = 1, q = 3, q = m/2$.

Первая серия экспериментов направлена на оценку эффективности предложенного подхода при решении задачи классификации на примере описаний в виде множеств случайных векторов. База эталонов сформирована путем генерации пяти классов, каждый из которых включает 20 векторов размерностью 64. Элементы вектора — независимые случайные величины с нормальным распределением $N(\mu, \sigma^2)$, где μ — математическое ожидание, σ^2 — дисперсия. Эталоны классов задавались параметрами $\mu_i, i = \overline{1,5}$ при общем для базы значении $\sigma^2 = 1$. Классифицируемые описания сформированы по аналогичному принципу. Уровень действия аддитивной помехи характеризовался дисперсией σ_s^2 , действующей на компоненты векторов описания. Качество метода оценивалось величиной P вероятности правильной классификации, вычисляемой как отношение количества правильных ответов к общему числу экспериментов.

При фиксированном пороге $\delta_\rho = 1,6$ помехозащищенность методов, описанных выражениями (5) при $q = 5, q = 10$ и (6) при $q = 1, q = 3, q = 5$ сравнима с традиционным методом. До уровня шума $\sigma_s^2 = 0,22$ вероятность P правильной классификации равна 1, при повышении σ_s^2 вероятность P снижается для всех исследуемых методов приблизительно одинаково. При достижении уровня $\sigma_s^2 = 0,23$ вероятность $P = 0,75$.

Отметим, что параметр δ_ρ , который определяет элиминирование Ω_{13} и эквивалентность элементов описания, существенно влияет на результаты классификации. Фактически порог δ_ρ определяет допустимые отклонения из-за действия шума. Этот параметр можно задавать, например, из следующих соображений: а) на основе априорных ограничений на величину компонентов вектора; б) учитывая статистические характеристики распределения векторов базы; в) исходя из предельно допустимого уровня помехи. Задавая величину $\sigma^2 = 0,01$ и размерность вектора 64, дисперсия значения, например, манхэттенского расстояния между векторами может быть оценена величиной 1,28. С другой стороны, с учетом

нормального распределения, максимальное значение такого расстояния можно оценить величиной $0,1 \cdot 3 \cdot 2 \cdot 64 = 38,4$. Исходя из этих соображений, можно ограничить допустимую величину расстояния как процент от максимального значения. При снижении порога δ_ρ с 1,6 до 1,28 вероятность P снижается, начиная с $\sigma_s^2 = 0,18$. Как видим, усиление требований к эквивалентности сказывается на помехоустойчивости в целом. При пороге $\delta_\rho = 1,6$ вероятность снижается при $\delta_\rho = 0,22$, в то время как без применения порога (в компьютерном эксперименте взято $\delta_\rho = 1000$) снижение вероятности начинается со значения $\delta_\rho = 0,38$. Таким образом, для исследуемой модели случайных векторов в условиях действия исключительно аддитивных помех применение элиминирования не является обязательным.

Эксперименты показали, что при вычислении сумм подобий для правила (5) в условиях действия помех часто возникает ситуация, когда количество элементов множества соответствий, удовлетворяющих ограничению $\rho(z_1, z_2) \leq \delta_\rho$, меньше q . Поэтому вероятность для (5) оказалась ниже, чем для правила (6). В связи с этим проведены дополнительные эксперименты с использованием адаптированной к числу соответствий меры вида $\vartheta = q^{-1} \sum_{i=1}^q \rho(z_1^i, z_2^i)$, где при $1 \leq q \leq m$ нормирование выполняется числом подобий, удовлетворяющих порогу. Эта модификация показала лучшую устойчивость к аддитивным помехам.

Следует отметить также другой важный практический результат применения обсуждаемых методов для модели множества векторов. Усреднение (5) без использования порога δ_ρ до определенного уровня помех практически не влияет на вероятность P . Например, без порога значение $P = 0,96$ для всех исследуемых методов до уровня $\sigma_s^2 = 0,43$. В то же время при пороге $\delta_\rho = 1,6$ и $\sigma_s^2 = 0,225$ вероятность $P = 0,97$ при $q = 1$ и при усреднении по элементам, прошедшим порог. При этих же параметрах усреднение по всем 20-ти элементам дает $P = 0,95$. Этот факт можно объяснить тем обстоятельством, что усреднение дает наилучший эффект лишь в ситуациях отклонения от истинного значения как в положительном, так и в отрицательном плане. В модели (5) усредняются исключительно положительные значения метрик, разброс которых растет с увеличением уровня шума. По этой причине не наблюдается повышения показателя качества классификации, хотя и существенного снижения тоже нет. В то же время при уменьшении порога до $\delta_\rho = 0,16$ уже при уровне $\sigma_s^2 = 0,02$ вероятность $P = 0,99$ при $q = 1$ и при усреднении по прошедшим порог элементам. При этом усреднение по 10-ти элементам дает $P = 0,75$, а по всем 20-ти элементам $P = 0,43$. Это говорит о необходимости контроля уровня аддитивных помех при выборе незначительных величин порога δ_ρ , что отражает повышенные требования к эквивалентности элементов.

Проведенные эксперименты говорят о необходимости тщательного согласования моделей вычисления подобия (с учетом значений параметров), данных и искажения. Оказалось, что при действии искажений пространственного типа, например, связанных с исчезновением отдельных векторов из описания с вероятностью γ , все эталонные элементы по причине однородности применяемой модели

данных как множества векторов «цепляются» за одни и те же элементы объекта. В результате даже при искажении исчезновения $\gamma = 0,9$ исследуемые методы дают вероятность $P \geq 0,9$. Эта же картина наблюдается, если пространственную помеху моделировать путем скачкообразного изменения параметра матожидания для векторов описания объекта.

С целью сопоставления и обобщения для неоднородных типов данных применена несколько другая модель вычисления подобия, когда элементы эталона фиксируют найденное соответствие на объекте, и следующий элемент не может использовать уже употребленный элемент объекта (однозначные функциональные соответствия). Для этой ситуации при $\gamma = 0,9$, $\delta_p = 1,6$ вероятность $P \geq 0,9$ лишь для двух методов: при $q = 1$ и при усреднении по прошедшим порог элементам. Эти результаты значительно лучше, чем для традиционного метода, где $P \geq 0,9$ лишь при $\gamma \leq 0,3$. Остальное усреднение, хотя оказалось и лучше традиционного метода, но менее эффективно, причем хуже всего — при $q = 20$. Это выглядит объяснимым при действии повреждающих помех. В то же время без порога лучшие результаты получены для методов $q = 1$ и для усреднения при $q = 3$ (диаграмма на рис. 2). При этом $P \geq 0,95$ для $\gamma \leq 0,8$. Усреднение при других q без порога в целом показало лучшие результаты, чем при пороге $\delta_p = 1,6$.

Именно при действии пространственных помех для случая однозначных функциональных соответствий достигнут наиболее эффективный результат в применении обсуждаемых в статье методов. Особенно ярко он выглядит без применения порога. Эксперименты показали, что традиционное голосование лишь при $\gamma \leq 0,3$ обеспечивает высокую вероятность $P \geq 0,9$, в то время как ранжирование при $q = 1$ дает тот же исход даже в случае $\gamma \leq 0,9$ (повреждение 90 % описания), а усреднение при $q = 3$ — в случае $\gamma \leq 0,8$. Как видим, хорошее качество классификации сохраняется при значительно более высоком уровне повреждающих помех. Заметим, что при других значениях q ранжирование и усреднение также дает лучший результат, чем традиционный подход (рис. 2). И лишь усреднение при $q = 20$ фактически приводит к тем же показателям.

Другая серия экспериментов проведена для изображений видеобазы домашних животных (кошек), которая состоит из 12 видеообъектов (примеры на рис. 3). Описания объектов сформированы детектором SURF, инвариантным к поворотам, смещениям и масштабу объекта. Отличительной особенностью базы является значительное число ХП. Число выделенных дескрипторов для изображений видеобазы колеблется в пределах 200–350, что требует сокращения описания в задачах реального времени. Порог δ_p выбран равным 0,24 из соображений ограниченности компонентов вектора SURF (1 % от максимального диапазона значений евклидова расстояния).

Результаты экспериментов фактически подтверждают выводы, полученные для базы случайных векторов при других значениях параметров δ_p, σ_s . Например, значение вероятности P при среднеквадратическом значении шума $\sigma_s = 60$ составило: для классического SURF $P = 0,94$, а для усреднения при $q = 3$ — $P = 0,96$. Отметим при этом общий высокий уровень помехозащищенности для

исследуемых методов, так как величина $\sigma_s = 60$ соответствует соотношению сигнал-шум, равному 1,25 (при среднем значении 75 яркости объекта). На рис. 4 приведен пример одного из видеообъектов (поворот 15° , масштаб 1,2) с выделенными 10 точками наиболее значимых соответствий эталону.

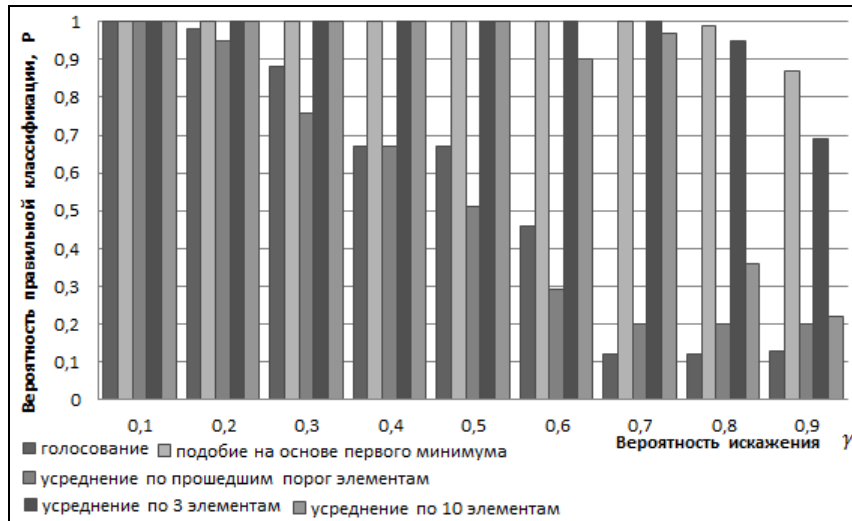


Рис. 2. Зависимость вероятности правильной классификации для исследуемых методов от вероятности искажений γ без применения порога



Рис. 3. Изображения базы видеоданных



Рис. 4. Преобразованное изображение и точки наиболее значимых соответствий

Проведено также исследование обсуждаемых методов в условиях действия повреждающих помех путем заслонения объекта. Моделирование показало, что исследуемые методы обладают достаточно высоким уровнем устойчивости к таким помехам. Обеспечивается уверенная классификация (с вероятностью более 0,98) при заслонении 70–80 % площади изображения. В то же время метод сопоставления по ближайшему минимуму в условиях локального заслонения оказался несколько лучше метода с усреднением по 10 точкам, вероятность $P = 0,96$ при заслонении 90 % площади изображения. Этот эффект наблюдается исключительно при отсутствии шума.

Таким образом, в целом использование рассмотренных мер подобия на базе обработки подмножества значимых соответствий для аддитивных помех обеспечивает сравнимую с традиционными подходами помехозащищенность. При этом адаптированная к числу отобранных соответствий мера более эффективна. При помехах повреждения для однозначных функциональных соответствий усреднение значений ранжированного кортежа значимых локальных мер имеет значительно более высокую помехозащищенность.

Выводы

Ранговая обработка данных в целях снижения влияния помех или сокращения времени обработки оказывается эффективной в задачах метрического распознавания объектов, представленных описаниями в виде множеств. Основными параметрами рассматриваемой обработки являются порог на эквивалентность элементов описания, число элиминированных элементов описания, а также объем данных, по которым допустимо принимать решение о подобии. Наибольший эффект достигается в случае, если схема обработки с учетом значений параметров согласована с действием помехи. Вероятность правильной классификации для исследуемых методов превышает значение 0,9 при вероятности повреждения описания меньше 0,9, в то время как для традиционного голосования допустимый уровень помех не превышает величину 0,3. Это подтверждает высокую эффективность введенной обработки.

Методы вычисления подобия на основе анализа наилучших соответствий функционального типа не уступают традиционному методу с голосованием и более просты по отношению к традиционным метрикам типа Хаусдорфа и оптимальным подходам, в которых также применяются однозначные соответствия. Рассмотренные процедуры анализа и отбора эталонных элементов из полного описания позволяют сосредоточиться на наиболее важном с точки зрения классификации подмножестве признаков, что впоследствии сократит вычислительные затраты за счет исключения неинформативных данных. Это вариант сжатия с потерями, обеспечивающий сохранение эффективности.

Научная новизна исследования состоит в построении и применении мер подобия с использованием ранжирования и усреднения характеристик соответствий функционального типа для решения задачи инвариантной классификации видеообъектов в пространстве описаний, представленных множествами.

Практическая ценность работы — экспериментальное подтверждение эффективности рассмотренных методов на примере баз случайных числовых векто-

ров и инвариантных характерных признаков при влиянии помех аддитивного и повреждающего видов.

Перспективы исследования состоят в синтезе методов, адаптированных к допустимому уровню повреждения описания.

1. Duda R.O. Pattern Classification / R.O. Duda, P.E. Hart, D.G. Stork. — 2-d ed., Wiley, 2000. — 738 p.
2. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман; пер. с англ. — М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. — 752 с.
3. Воронцов К.В. Лекции по метрическим алгоритмам классификации [Электронный ресурс] / К.В. Воронцов. — Режим доступа: <http://www.ccas.ru/voron/download/MetricAlgs.pdf>
4. Dubuisson M.-P. A Modified Hausdorff Distance for Object Matching // M.-P. Dubuisson, A.K. Jain // Proc. ICPR, Israel. — 1994. — P. 566–568.
5. Srisuk S. Face Authentication Using the Trace Transform / S. Srisuk, M. Petrou, W. Kurutach, A. Kadyrov // Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). — 2003. — Vol. 1. — P. 305–312.
6. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности: справ. изд. / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин; под ред. С.А. Айвазяна. — М.: Финансы и статистика, 1989. — 607 с.
7. Рассел С. Искусственный интеллект: современный подход; 2-е изд. / С. Рассел, П. Норвиг; пер. с англ. — М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. — 1408 с.
8. Курош А.Г. Курс высшей алгебры / А.Г. Курош. — М.: Наука, 1968. — 431 с.
9. Гаганов В. Инвариантные алгоритмы сопоставления точечных особенностей на изображениях [Электронный ресурс] / В. Гаганов // Компьютерная графика и мультимедиа. — 2009. — Вып. № 7(1). — Режим доступа: http://cgм.computergraphics.ru/issues/issue17/invariant_features
10. Сойфер В.А. Методы компьютерной обработки изображений; под ред. В.А.Сойфера. — 2-е изд. — М.: Физматлит, 2003. — 784 с.
11. *ГрафиКон'11*: материалы 21-й межд. конф. по компьютерной графике и зрению, 26–30 сентября, Москва. — М.: МАКС Пресс, 2011. — 270 с.
12. Sim Dong-Gyu. Object Matching Algorithms Using Robust Hausdorff Distance Measures // Dong-Gyu Sim, Oh-Kyu Kwon, Rae-Hong Park // IEEE Transactions on Image Processing. — 1999. — Vol. 8, N 3. — P. 425–429.

Поступила в редакцию 18.08.2012