

МЕТОДЫ СЖАТИЯ СТРУКТУРНЫХ ДАННЫХ ПРИ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В.А. ГОРОХОВАТСКИЙ

Изучаются пути повышения эффективности структурно-иерархических методов классификации изображений с использованием принципа голосования. Приведены результаты разработки модифицированных методов, которые путем сжатия структурного описания достигают сокращения вычислительных затрат, в то же время обеспечивая высокую вероятность классификации. Обсуждаются результаты экспериментов по анализу и классификации изображений на основе предложенных методов.

Ключевые слова: классификация изображений, структурно-иерархические методы, структурное описание, принцип голосования, соответствия, сжатие данных, вычислительные затраты, вероятность правильной классификации.

ВВЕДЕНИЕ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧ

Структурное описание $Z = \{z^k\}_{k=1}^n$ из универсума $\mathbb{Z}$, $Z \in \mathbb{Z}$ — конечное множество мощности n , каждый элемент которого — характерный признак (ХП) — имеет внутреннюю структуру $z^k = (x^k, y^k, \lambda^k)$, где λ — значение (атрибут), представляющее собой числовой вектор фиксированной размерности, x, y — координаты. Универсум $\mathbb{Z}$ включает всевозможные описания Z конечной мощности $n < \infty$. Классификация визуального объекта с применением структурно-иерархического метода (СИМ) рассматривается как отображение $\mathfrak{A}: Z \rightarrow \{Z(j)\}$, где $\{Z(j)\}$ — априорно заданное конечное множество эталонных описаний и реализуется как решение задачи оптимизации [1-3]

$$j^* = \arg \max_{j \in J} \mathfrak{A}[Z, Z(j)], j^* \in J, \quad (1)$$

где $\mathfrak{A}[Z, Z(j)]$ — мера подобия описаний. Общий вид задачи (1) можно характеризовать как классификацию, где класс j задается множеством $Z(j)$. Элементы описаний обладают инвариантностью к некоторой группе геометрических преобразований. Описания $Z, \{Z(j)\}$ формируются путем применения процедур распознавания фрагментов, в результате (1) можно считать распознаванием (рис. 1). При определении меры подобия $\mathfrak{A}(Z, Z(j))$ вычисляется мощность $\mu(Z_j)$ подмножества $Z_j \subseteq Z$, для элементов которого установлена эквивалентность элементам $Z(j)$, и решение (1) реализуется как выбор Z_j наибольшей мощности. Вычисление мощности $\mu(Z_j)$ для теоретико-множественной модели описания соответствует голосованию элементов $z^k \in Z$ и сводится к построению на множестве Z представления $Z = \bigcup_j Z_j$ в виде разбиения $Z_i \cap Z_j = \emptyset$ $i \neq j$ или покрытия $Z_i \cap Z_j \neq \emptyset$ $i \neq j$ из элементов, которые получают метку класса j путем отображения $Z \rightarrow J$ [3].

Меру подобия описаний Z_1, Z_2 в СИМ функционально представим кортежем

$$\mathfrak{A} = \langle \Psi_1, \Psi_2, Z_1, Z_2 \rangle,$$

где Ψ_1 — локальная обработка элементов описания, нацеленная на устранение пространственных помех, Ψ_2 — глобальная обработка сформированного после Ψ_1 множества локальных решений или подобий. Обработка Ψ_1 на практике состоит в проверке условия $\Psi_1: \rho(z_1, z_2) \leq \varepsilon_z$, где ρ — метрика в пространстве ХП, ε_z — порог эквивалентности признаков $z_1 \in Z_1, z_2 \in Z_2$. Мера $\mathfrak{A}$ основана на локальной в пространственном смысле обработке и использует структурные свойства объектов, поэтому ее можно отнести к локально-пространственным мерам [4]. Изучены основные модели локально-пространственных мер: векторная, множественная и иерархическая. Векторная модель применяется для корреляционного сопоставления и предполагает фиксированное структурное соответствие $z_1^i \leftrightarrow z_2^i$ между элементами z_1^i, z_2^i описаний. Более сложная в вычислительном плане модель на основе множеств Z_1, Z_2 предполагает сравнение (с применением Ψ_1) элементов Z_1, Z_2 по принципу «каждый с каждым». Наиболее общий вид подобия $\mathfrak{A}$ — сопоставление иерархий $H(Z_1), H(Z_2)$ на множествах Z_1, Z_2 :

$$\mathfrak{A} = \Psi_2[\Psi_1[H(Z_1), H(Z_2)]] \quad (2)$$

Направления усовершенствования СИМ могут быть основаны на следующих принципах.

1. Использование структурных свойств элементов описаний в виде взаимосвязи атрибуты-координаты, что характерно для задач анализа и классификации пространственных объектов, включая иерархический анализ представлений. Многоаспектный анализ совокупности разнотипных признаков пространств существенно повышает вероятность правильной классификации [1].

2. Сжатие или сокращение объема структурного описания с целью снижения вычислительных затрат на реализацию СИМ.

3. Оптимизация параметров СИМ, где целевой функцией могут быть вероятностные характеристики и/или временные затраты на распознавание [5].

Цель исследования – обобщение и обоснование принципов усовершенствования СИМ, реализующих сжатие признакового пространства путем сокращения мощности используемых структурных описаний. Одна из решаемых проблем – обеспечение заданного уровня достоверности (и/или помехоустойчивости) с применением сжатых описаний, сокращающих объем вычислений.

Задачи исследования состоят в обсуждении принципов построения и анализе на их основе конкретных методов сжатия описаний, опираясь на грануляцию или фильтрацию данных в пространственно-атрибутивном плане, а также путем формирования подмножеств описания, включающих «значимые» в каком-то смысле элементы, осуществлении и анализе результатов экспериментальных исследований.

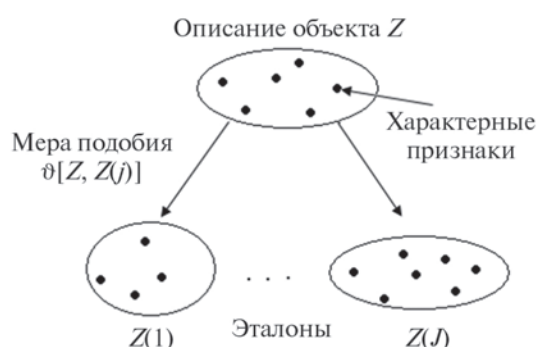


Рис. 1. Схема применения структурной классификации

1. ДВУХУРОВНЕВАЯ МОДЕЛЬ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПОДОБИЯ СТРУКТУРНЫХ ОПИСАНИЙ

Рассмотрим двухуровневую модель построения $\vartheta[Z, Z(j)]$, $\vartheta \in R^1$ в виде суперпозиции отображений $\Xi = \Xi_2 \Xi_1$, где $\Xi: Z \rightarrow R^1$, $\Xi_1: Z \rightarrow Z$, $\Xi_2: Z \rightarrow R^1$. Суть отображения Ξ_1 состоит в формировании сжатых описаний $Z_*, Z_*(j)$ объекта и эталона, содержание Ξ_2 заключается в определении модифицированной меры $\vartheta[Z_*, Z_*(j)]$ на их основе. Для мощностей множеств до и после преобразования Ξ_1 должны выполняться условия $\mu(Z) \gg \mu(Z_*)$, $\mu(Z(j)) \gg \mu(Z_*(j))$, суть которых состоит в реализации принципа сжатия информации. Результатом применения Ξ_2 есть значение меры подобия. Принципы построения структурного сжатия учитывают как атрибутивные, так и пространственные свойства описаний.

Отображение Ξ_1 можно осуществить в двух вариантах: либо путем совместного анализа $Z, Z(j)$,

$$\Xi_1: (Z, Z(j)) \rightarrow (Z_*, Z_*(j)), \quad (3)$$

либо независимо для каждого из описаний:

$$\Xi_1: Z \rightarrow Z_*, \quad \Xi_1: Z(j) \rightarrow Z_*(j). \quad (4)$$

Применение независимой обработки (4) более эффективно на подготовительном этапе обработки и может быть осуществлено, в частности, путем

построения кластеров на множествах $Z, Z(j)$ или применением процедур «просеивания», отбирающих элементы множеств с заданными свойствами [6, 7]. При совместном анализе вида (3), осуществляющемся, как правило, непосредственно при вычислении подобия, реализуется способ взаимосвязанного отбора элементов из $Z, Z(j)$, т.е. формируются подмножества $Z_* \subset Z$, $Z_*(j) \subset Z(j)$, в нужной мере отражающие подобие исходных множеств. Критерием отбора есть вероятность правильной классификации. Независимый (4) и совместный (3) типы обработки могут быть применены также в комбинации друг с другом.

В целом эффективность двухэтапной обработки Ξ в плане вычислительных затрат определяется отношениями $\mu(Z)/\mu(Z_*)$ или $\mu(Z(j))/\mu(Z_*(j))$, где мощности $\mu(Z(j))$ и $\mu(Z)$ заданы. Однако становится очевидным, что сжатие признаков описаний, осуществленное на этапе Ξ_1 , в итоге может привести к снижению вероятности правильной классификации.

Исходя из этого, можно говорить об оптимизации предлагаемого двухэтапного подхода, где минимизируются функционалы $\mu(Z_*(j)) \rightarrow \min$, $\mu(Z_*) \rightarrow \min$ (или один из них) при условии, что вероятность классификации находится в заданных пределах, а количество признаков в построенных сжатых описаниях больше заданных минимальных значений, которые могут представлять объект [8]. Однако, решение такой задачи оптимизации в большинстве ситуаций будет носить частный характер, так как оно зависит также от ряда других, не принятых во внимание, параметров: уровней аддитивных и пространственных помех, применяемого метода для формирования ХП, характеристик базы данных (межклассовые различия) и др. Одним из критериев оптимизации общего вида может быть вычисление минимального числа ХП (или числа соответствий ХП) для объекта и эталонов, обеспечивающее надежное распознавание в базе видеоданных при заданном уровне помех.

2. ПРИНЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ И ПРИМЕРЫ МЕТОДОВ СЖАТИЯ

Обсудим построение методов сжатия на конкретных примерах.

1. *Фильтрация соответствий ХП.* Эффективным способом обработки множеств ХП непосредственно в процессе формирования меры $\vartheta_*[Z, Z(j)]$ есть анализ групповых структурных свойств элементов описания на основе построения их парных соответствий, что автоматически приводит к сжатию описаний, использующихся при построении меры. Этот принцип положен в основу модели (3). Мера $\vartheta_*[.]$ формируется на множестве отобранных соответствий. Примером $\vartheta_*[.]$ есть введение фильтрации F исходного множества соответствий с целью отбора подмножества наиболее значимых в некотором плане соответствий на основе группового подтвержде-

ния их голосов [5]. В качестве фильтрующей процедуры F можно использовать кластеризацию данных в пространстве геометрических преобразований координат ХП, включенных в описание. На основе множества соответствий также имеется возможность определить параметры g геометрических преобразований, связывающих сопоставляемые описания видео-объектов [1]. При этом ХП, не попавшие в наибольший из сформированных кластеров, исключаются из рассмотрения и считаются ложными, что в целом повышает вероятность правильной классификации в условиях пространственных помех. Если $\theta = \{\theta_i\}$ — исходное множество соответствий, то фильтрация представима в виде $F: \theta \rightarrow \theta_F$, где θ_F — сформированное множество соответствий с заданными свойствами [5].

Этапы метода: 1) определение множества θ соответствий; 2) вычисление вектора g параметров геометрических преобразований для каждого $\theta_i \in \theta$; 3) кластеризация на множестве $\{g\}$ с использованием порога на эквивалентность преобразований; 4) определение наибольшего кластера и отсеивание ложных соответствий, которые не попали в него; 5) вычисление меры $\mathcal{Q}[\cdot]$ на основе отфильтрованных соответствий.

2. *Отбор наиболее значимых соответствий.* Представим Ξ как способ, когда сначала применяется Ξ_1 , например, в виде отбора m наиболее значимых соответствий между сопоставляемыми описаниями, а дальше путем применения Ξ_2 на их основе формируются и сопоставляются многоуровневые представления в виде пар и триад ХП, что обеспечивает нужный практический результат по критериям вероятности правильной классификации и/или объема вычислительных затрат [8]. Необходимость применения многоуровневых описаний вызвано тем, что построение мер подобия на основе одиночных соответствий θ_i не всегда эффективно из-за высокой вероятности ложных совпадений с ХП сложного фона.

Осуществим отбор множества значимых соответствий на базе метода ближайших соседей [7]. При сопоставлении Z_1, Z_2 путем анализа матрицы расстояний $\{\rho(z_1^i, z_2^k)\}$, $i = 1, n_1$, $k = 1, n_2$ с применением порога ε_z (обработка Ψ_1) формируем m наиболее значимых в плане значения ρ соответствий $\theta_i: z_1^i \leftrightarrow z_2^k$, где i, k — номера элементов из Z_1, Z_2 . Обозначим набор полученных соответствий $\theta^m = [\theta_1, \dots, \theta_m]$. В общем случае элементы, из которых формируются соответствия θ_i , могут повторяться. Несмотря на то, что существуют практические методы построения однозначных соответствий, например, метод SIFT [1], вопрос об однозначной процедуре для общего случая остается открытым [10].

В описанной постановке m есть ключевым параметром, от которого зависят результаты классификации. Важным является также то, какие именно ХП представляют объект в сжатом описании. Вариантами есть как априорное задание m ,

так и определение m в процессе классификации. Величина m может различаться при сопоставлении одного объекта с разными эталонами. В любом случае выбор m определяется не столько числом ХП в сравниваемых описаниях, как требованиями к объему вычислений и достоверности на основе сжатого описания. Как показали практические исследования [8], наиболее приемлемым способом для определения параметра m является совместный анализ множеств Z_1, Z_2 , который опирается на эталонную информацию (одно из описаний) и обеспечивает достаточные показатели быстродействия и помехозащищенности. Выбор значения m , одинакового для всех эталонов, обеспечивает унификацию вычислений и отсутствие дополнительных нормировок набранного числа голосов при принятии окончательного решения о классе. Если Z_2 считать эталоном, то значение $\eta = n_2 / m$ характеризует степень сжатия для этого эталона. Здесь отбор значимых соответствий осуществляется на глобальном уровне (при сопоставлении). На локальном уровне соответствия только формируются, что не влияет на увеличение вычислительных затрат.

Этапы метода: 1) построение множества θ соответствий; 2) формирование множества θ^m ; 3) построение многоуровневых описаний на основе θ^m ; 4) вычисление меры $\mathcal{Q}[\cdot]$ и классификация.

3. *Сжатие с целью удовлетворения заданных ограничений.* Представим сжатие Ξ_1 как процедуру фильтрации $\Phi: Z \rightarrow Z_*$, которая получает сжатое описание Z_* путем формирования подмножества элементов, обладающих некоторым априорно заданным свойством (ограничением) [6]. Например, основным условием построения значений аффинных инвариантов является отсутствие коллинеарности для координат троек точек базиса, в котором они определяются [1]. В дискретном представлении проверка коллинеарности выполняется как

$$|(x_3 - x_1)(y_2 - y_1) - (x_2 - x_1)(y_3 - y_1)| < \varepsilon_k, \quad (5)$$

где $(x_i, y_i)_{i=1}^3$ — координаты базиса, ε_k — порог для оценки степени выполнения ограничения коллинеарности. Свяжем фильтрацию Φ элементов описания с параметром ε_k . С ростом значения ε_k число базисов, которые не удовлетворяют неравенству (5), уменьшается. За счет этого происходит сокращение объема описания. Степень сжатия в этом методе оценивается значением $\eta = n / n_*$, где n, n_* — число ХП в исходном и сжатом описаниях.

4. *Построение системы признаков на основе сжатия.* Представим Ξ_1 в виде априорно заданной процедуры E , формирующей сжатое описание с использованием некоторого принципа построения новой системы признаков [9]. Примером E может быть вычисление признаков аффинных инвариантов с последующим анализом процедурно определенной ограниченной простран-

твенной последовательности точек описания (например, в виде цепочки) на предмет проверки близости значений инвариантов для точек последовательности к эталонным значениям. Голос элемента сформированного описания как пространственного отношения r_V (новая система признаков) засчитывается в случае, если, например, его компоненты голосуют за один и тот же эталон. Формализуем пространственное отношение $r_V \in R_V$:

$$r_V(v_1, v_2) = \begin{cases} 1, \arg H[(\xi_1, \zeta_1), Z(j), v_1] = \\ \quad \arg H[(\xi_2, \zeta_2), Z(j), v_2], & (6) \\ 0 \text{ otherwise,} \end{cases}$$

где аргументом таблицы H есть эталон j , ближайший в некоторой метрике при представлении в базисах $v_1, v_2 \in V$, R_V — задаваемое процедурой E множество отношений, (ξ_i, ζ_i) , $i=1,2$ — значения аффинных инвариантов для точек из r_V . Суть построения множества отношений R_V — чтобы в процедуре голосования значений инвариантов каждый из элементов участвовал хотя бы по одному разу. За счет этого распознаваемый объект представляется в достаточно полной мере.

Этапы метода: 1) формирование пары v_1, v_2 , принадлежащей множеству отношений R_V ; 2) проверка условия (6) в целях определения голоса для элемента $r_V(v_1, v_2)$; 3) вычисление меры $\Phi_s[\cdot]$ на основе голосования и классификация.

РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ И ВЫВОДЫ

Применение методов сжатия направлено на улучшение характеристик быстродействия классификации. При этом должны сохраняться первоначальные возможности СИМ по достоверности классификации и по устойчивости в условиях пространственных помех. Проведенные эксперименты [5-6, 8-9] в целом подтверждают эффективность применения сжатия структурных данных в задаче классификации видео-объектов на примере баз soil-20 [1] и аквариумных рыб [3].

Сравнительная оценка помехозащищенности указывает на значительные преимущества разработанного метода (принцип фильтрации соответствий). Если традиционный метод на основе детектора SIFT обеспечивает вероятность $P=0,98$ лишь при уровне сигнал-шум для аддитивных помех $\beta \geq 8$, то метод на основе иерархической кластеризации достигает этого показателя при значительно меньшем уровне $\beta \geq 5$. Отметим, что при $\beta=5$ вероятность распознавания для традиционного метода не превышает 0,6, что вообще не приемлемо для прикладных задач.

Компьютерное моделирование метода (принцип удовлетворения заданных свойств) показало, что при уменьшении числа ХП на 20% время распознавания сокращается в 6 раз. Прореживание описания устраняет избыточность данных с

сохранением достаточно высокой достоверности на сокращенном описании. Для рассмотренных баз изображений без снижения достоверности допускается сжатие объема первоначального описания примерно в три раза.

Применение модели наиболее значимых соответствий снизило время распознавания для пар ХП в 3 раза, для триад — в десятки раз. Средняя величина отношения локального и глобального максимумов голосов как характеристика достоверности составила: для пар — 0,58; для триад — 0,39; для сжатых пар — 0,57; для сжатых триад — 0,5. Эти данные подтверждают сохранение высокого уровня достоверности при сжатии. Конкретное значение параметра m в эксперименте для исследуемых баз составило 3-5.

Впервые показано, что методы сжатия структурных данных, представленных множеством характерных признаков, не только являются эффективным способом повышения быстродействия принятия решений, но и обеспечивают достаточно высокие уровни достоверности и помехозащищенности. Изучены особенности и свойства модифицированных мер подобия на основе сжатых структурных описаний.

Практически важным является экспериментальное подтверждение теоретических принципов построения методов сжатия на примере классификации в реальных базах видеоданных, что говорит о целесообразности применения описанных модификаций методов с применением сжатия в задачах компьютерного зрения.

Перспективы исследования состоят в разработке подхода к выбору оптимальных значений параметров сжатия описаний при априорно заданном или оцениваемом в процессе распознавания уровне аддитивных и пространственных помех.

Литература.

- [1] Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман; [пер. с англ.]. — М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. — 752 с.
- [2] Шлезингер М. Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию / М. Шлезингер, В. Главач. — К.: Наукова думка, 2004. — 535 с.
- [3] Гороховатский В.А. Структурное распознавание изображений на основе моделей голосования признаков характерных точек / В.А. Гороховатский, Е.П. Путятин // Реєстрація, зберігання і обробка даних. — 2008. — Т. 10, № 4. — С. 75–85.
- [4] Гороховатский В.А. Модели локально-пространственного подобия структурных описаний визуальных объектов / В.А. Гороховатский // Системи управління, навігації та зв'язку: зб. наук. пр. — К.: Центральний НДІ навігації і управління. — 2010. — Вип. 3(15). — С. 82–85.
- [5] Gorokhovatsky V.A. Image Likelihood Measures of the Basis of the Set of Conformities / V.A. Gorokhovatsky, Ye. P. Putyatin // Telecommunications and Radio Engineering. — 2009, 68 (9). — P. 763–778.
- [6] Гороховатский В.А. Повышение быстродействия метода аффинных инвариантов при сопоставлении

структурных описаний визуальных объектов / В.А. Гороховатский, Т.В. Полякова // Системы управления, навигации и зв'язку: зб. наук. пр.— К.: ЦНДІ навігації і управління, 2009. — Вип. 2(10). — С. 81–84.

- [7] 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.
- [8] *Гороховатский В.А.* Иерархические меры в структурном распознавании изображений с применением сжатия описаний / В.А. Гороховатский, Р.В. Гребинник // Реєстрація, зберігання і обробка даних. — 2009. — Т. 11, №3. — С.26–33.
- [9] *Гороховатский В.А.* Иерархия пространственных отношений структурных признаков в задачах сопоставления визуальных объектов / В.А. Гороховатский // Системы управления, навигации та зв'язку: зб. наук. пр. — К.: ЦНДІ навігації і управління. — 2008. — Вип. 3 (7). — С. 85–89.
- [10] *Рассел С.* Искусственный интеллект: современный подход; 2-е изд. / С. Рассел, П. Норвиг; пер. с англ. — М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. — 1408 с.

Поступила в редколлегию 15.02.2011.



Гороховатский Владимир Алексеевич, доктор техн. наук, доцент, профессор каф. информатики ХНУРЭ. Область научных интересов: модели, методы, информационные технологии анализа и распознавания изображений.

УДК 004.932.2:004.93'1

Методы стиснення структурних даних при класифікації зображень / В.О. Гороховатський // Прикладна радіоелектроніка: наук.-техн. журнал. — 2011. Том 10. № 1. — С. 34–38.

Вивчаються шляхи підвищення ефективності структурно-ієрархічних методів класифікації зображень з використанням принципу голосування. Наведено результати розроблення модифікованих методів, які за рахунок стиснення структурного опису досягають скорочення обчислювальних затрат, в той же час забезпечуючи високу ймовірність класифікації. Обговорюються результати експериментів з аналізу та класифікації зображень на основі запропонованих методів.

Ключові слова: класифікація зображень, структурно-ієрархічні методи, структурний опис, принцип голосування, відповідності, стиснення даних, обчислювальні затрати, ймовірність правильної класифікації

Л. 1. Бібліогр.: 10 найм.

UDC 004.932.2:004.93'1

Methods of structural data compression in image classification / V. A. Gorokhovatsky // Applied Radio Electronics: Sci. Journ. — 2011. Vol. 10. № 1. — P. 34-38.

Ways of increasing the efficiency of structurally-hierarchical methods in image classification are investigated using the voting principle. The paper presents results of developing the modified methods which result in the reduction of computing costs by compressing structural description and at the same time provide high probability of classification. Experimental results of an analysis and image classification on the basis of the offered methods are discussed.

Keywords: image classification, structurally-hierarchical methods, structural description, principle of voting, accordances, data compression, computing costs, correct classification probability.

Fig. 1. Ref.: 10 items.