



СИСТЕМЫ ПРИЗНАКОВ НА ОСНОВЕ ПРОСТРАНСТВЕННО-АТРИБУТИВНЫХ ОТНОШЕНИЙ СТРУКТУРНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В.А. Гороховатский

ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, e-mail:gorohovatsky-v@rambler.ru

Обсуждаются принципы построения пространств признаков в структурно-иерархических методах распознавания изображений, построенных на основе голосования элементов. В качестве основного инструмента предложено применение аппарата отношений. Результат разработки – модифицированные методы, которые обеспечивают высокую вероятность правильной классификации по сравнению с традиционными. Обсуждаются результаты экспериментов по анализу и классификации изображений реальных объектов.

РАСПОЗНАВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ, СТРУКТУРНО-ИЕРАРХИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ, СТРУКТУРНЫЕ ЭЛЕМЕНТЫ, ПРОСТРАНСТВО ХАРАКТЕРНЫХ ПРИЗНАКОВ, ГОЛОСОВАНИЕ, АТРИБУТИВНЫЕ И ПРОСТРАНСТВЕННЫЕ ОТНОШЕНИЯ, ВЕРОЯТНОСТЬ ПРАВИЛЬНОЙ КЛАССИФИКАЦИИ

Введение

Распознавание визуального объекта на основе описания Z с применением структурно-иерархического метода (СИМ) рассматривается как отображение $\mathfrak{R}: Z \rightarrow \{Z(j)\}$, где $\{Z(j)\}$ – конечное множество эталонных описаний, и реализуется как решение задачи оптимизации

$$j^* = \arg \max_{j \in J} \vartheta(Z, Z(j)), j^* \in J, \quad (1)$$

где J – множество классов. При определении меры подобия $\vartheta(Z, Z(j))$ вычисляется мощность $\mu(Z_j)$ подмножества $Z_j \subseteq Z$, для элементов которого установлена эквивалентность $Z(j)$, и при решении (1) определяется Z_j наибольшей мощности. Если $\mu(\cdot)$ – мощность множества, то значения выражений $\mu(Z_{j^*})/\mu(Z)$ или $\mu(Z_{j^*})/\mu(Z(j))$, отражающие доли отданных за класс $Z(j^*)$ голосов, трактуются как оценка апостериорной вероятности отнесения Z к классу j . Вычисление $\mu(Z_j)$ для теоретико-множественной модели Z соответствует голосованию элементов $z^k \in Z$ и сводится к построению на множестве Z представления $Z = \bigcup_j Z_j$ в виде разбиения ($Z_i \cap Z_j = \emptyset$) или покрытия ($Z_i \cap Z_j \neq \emptyset$) из элементов, которые получают метку класса j путем отображения $Z \rightarrow J$ [1].

Функционально меру подобия $\vartheta(Z_1, Z_2)$ описаний Z_1, Z_2 представим в виде кортежа $\vartheta = \langle \Psi_1, \Psi_2, Z_1, Z_2 \rangle$, где Ψ_1 – локальный анализ характерных признаков (ХП), нацеленный на устранение пространственных помех, Ψ_2 – глобальная обработка множества локальных решений или подобий. Меры ϑ основаны на локальной в пространственном смысле обработке, используют структурные свойства объектов, поэтому их можно характеризовать как локально-пространственные меры. Изучены три основные модели таких мер: векторная, множественная и иерархическая [2]. Векторная модель применяется в модификациях корреляционного сопоставления и предполагает

наличие фиксированного структурного соответствия между элементами z_1^i, z_2^i описаний Z_1, Z_2 . Более сложная в вычислительном плане модель на основе множеств предполагает сравнение элементов Z_1, Z_2 по принципу «каждый с каждым» с применением Ψ_1 . Наиболее общий вид модели структурного анализа для меры ϑ соответствует сопоставлению иерархий $H(Z_1), H(Z_2)$, построенных на множествах Z_1, Z_2 ,

$$\vartheta = \Psi_2[\Psi_1[H(Z_1), H(Z_2)]] \quad (2)$$

Основными критериями качества распознавания с применением СИМ в задачах компьютерного зрения являются: достоверность распознавания, объем вычислительных операций, помехозащищенность [3].

Развитие СИМ в целях улучшения характеристик распознавания может быть осуществлено в следующих направлениях.

1. Использование взаимосвязи и взаимодействия признаков в процессе распознавания. Примером есть пространственно-атрибутивные свойства ХП, которые характерны для задач анализа протяженных объектов. Взаимодействие признаков может быть основой формирования иерархий либо иерархического анализа описания. Многоаспектный или многоуровневый анализ совокупности признаков пространств повышает вероятность правильной классификации [4-7].

2. Сокращение мощности признакового описания. Это достижимо либо путем грануляции (в пространственно-атрибутивном плане), либо сжатием описания путем формирования подмножества $Z^0 \subset Z$ «значимых» в каком-то смысле элементов. Эти действия снижают вычислительные затраты при реализации СИМ.

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

Цель настоящего исследования – развитие и обоснование принципов усовершенствования СИМ, реализующих взаимодействие пространств структурных признаков на базе аппарата отношений.

1. Построение признаков на основе отношений

Структуру элемента $z \in Z$ рассмотрим в виде $z = (\lambda, c)$, где λ – значение (атрибут) признака, а $c = (x, y)$ – его координаты. Соответственно описание представляется в виде пары множеств $Z = (\Lambda, C)$, $\lambda \in \Lambda$, $c \in C$. Между Λ и C имеется однозначное соответствие $C \rightarrow \Lambda$, причем Λ – мультимножество.

Применим аппарат отношений на множествах Z, Λ, C [4]. Бинарное отношение R_Z на множестве Z определяется в виде $R_Z \subseteq Z \times Z$ и обычно задается предикатом для пар $\omega(i, k) = (z^i, z^k)$, $z^i, z^k \in Z$, устанавливающим принадлежность $\omega(i, k) \in R_Z$. Для задач компьютерного зрения важным есть анализ типов отношений: атрибутивные R_Λ – на множестве Λ , пространственные R_C – на множестве C , а также комбинированные R_Z , заданные на множестве пар $([\lambda^i, c^i], [\lambda^k, c^k]) \in R_Z$.

С учетом введенного аппарата отношений структурное описание приобретает вид $Z = (\Lambda, C, R)$, где R – множество отношений. Распространение в задачах двумерного анализа получили двух- и трехместные отношения R_Λ , среди которых можно выделить совместное голосование пар ХП на основе отношения $R_\Lambda \subseteq \Lambda \times \Lambda$ и четырехместные отношения $R_C \subseteq C \times C \times C \times C$ при представлении координат структурных ХП в пространстве аффинных инвариантов [5,6]. Заметим, что увеличение арности отношений усиливает интегральные свойства методов анализа, но в то же время из-за увеличения числа анализируемых признаков растут временные затраты и снижается уровень помехозащищенности к пространственным помехам.

Рассмотрим примеры построения и анализа пространств признаков с применением отношений.

1. Применим атрибутивные отношения R_Λ в виде совместного голосования за один и тот же класс для подмножества из набора $\omega(1, \dots, s) = (z^1, z^2, \dots, z^s)$ структурных элементов, представляющих описание. На примере бинарного отношения сформируем голос h_j пары $\omega(i, k) = (z^i, z^k)$ за класс j в виде

$$h_j[\omega(i, k)] = \begin{cases} 1, & [\theta_j(\lambda^i) \neq \emptyset] \& [\theta_j(\lambda^k) \neq \emptyset], \\ 0, & \text{otherwise}, \end{cases} \quad (3)$$

где $\theta_j(\lambda^i) = \{\lambda \in \Lambda(j) \mid \rho(\lambda, \lambda^i) \leq \varepsilon_\lambda\}$ – множество соответствий элемента $\lambda^i \in \Lambda$ в эталонном описании $\Lambda(j)$, $Z(j) = (\Lambda(j), C(j))$, $\rho(\lambda, \lambda^i)$ – метрика на множестве атрибутов Λ , ε_λ – порог для эквивалентности двух элементов в смысле $\rho(\lambda, \lambda^i) \leq \varepsilon_\lambda$, а символ $\&$

означает одновременное выполнение двух условий и соответствует произведению значений логических переменных, отражающих истинность выражения в скобках. Голос h_j пары $\omega(i, k)$ в соответствии с (3) засчитывается ($h_j = 1$), если множества соответствий каждого из них в эталонном множестве $\Lambda(j)$ не пусты. Под соответствием θ между ХП понимают близость их значений, принадлежность одному объекту, к одному классу и т.д. Выражение (3) обобщается на произвольный набор из l элементов $l \leq s$ в виде

$$h_j[\omega(1, \dots, l)] = \begin{cases} 1, & \&_{i=1,2,\dots,l} [\theta_j(\lambda^i) \neq \emptyset], \\ 0, & \text{otherwise}. \end{cases}$$

Причем логическое произведение, в свою очередь, можно представить в виде произвольной логической функции $Q(\lambda^1, \dots, \lambda^l)$ l переменных.

Наряду с описанным способом формирования $\theta_j(\lambda^i)$, в результате которого анализируются множественные соответствия ХП (один признак объекта может соответствовать нескольким признакам эталона), соответствие $\theta_j(\lambda^i)$ может формироваться также путем однозначного отображения вида

$$\theta_j(\lambda^i) = \begin{cases} \lambda^g, & g = \arg \min_{\lambda \in \Lambda(j)} \rho(\lambda, \lambda^i), \rho(\lambda^g, \lambda^i) \leq \varepsilon_\lambda, \\ \emptyset, & \text{otherwise}, \end{cases} \quad (4)$$

где $\lambda^g \in \Lambda(j)$, а поиск минимума меры подобия осуществляется во множестве $\Lambda(j)$.

Эффективность применения правила (3) можно объяснить тем обстоятельством, что вероятность ложного соответствия пары независимых признаков разных множеств, вычисляемая в виде произведения вероятностей для одиночных элементов, не больше вероятности ложного соответствия для элементов в отдельности. Фактически применение (3) снижает вероятность ложной тревоги. Как показали эксперименты, этим достигается и снижение вероятности ошибки в целом [4]. Применение однозначных соответствий (4) при распознавании путем голосования по сравнению с множественными соответствиями в целом упрощает решающее правило, однако, приводит к снижению помехозащищенности, т.к. групповое голосование обладает более высокими интегральными свойствами.

2. Рассмотрим атрибутивные отношения R_Λ вида (3), (4) на множестве данных, которое сформируем путем предварительного применения пространственных отношений R_C для компоненты C описания Z . В результате получим суперпозицию пространственно-атрибутивных отношений в виде последовательности $R = R_\Lambda R_C$. В качестве R_C используем значения аффинных инвариантов на множестве C . Элемент v^i множества $V = \{v^i\}$ инвариантов имеет вид $v^i = [c_i, \{\xi_k, \varsigma_k\}_{k=1}^m]$, где $c_i \in C$ – координаты ХП из описания Z , $\{\xi_k, \varsigma_k\}$ – множество аффинных инвариантов, представляющих точку $c_i = (x_i, y_i)$ на множестве базисов, образован-

ных тройками неколлинеарных точек описания, n – число элементов в описании Z , $m = C_n^3$ – максимально возможное число базисов, равное числу инвариантов [6].

Основная вычислительная нагрузка при классификации на основе V определяется построением множества базисов, вычислением инвариантов $\{\xi_k, \zeta_k\}$ для каждого ХП объекта и определения путем поиска в эталонной таблице H номера класса, к которому относится $\{\xi_k, \zeta_k\}$. Каждый ХП при этом неоднократно рассматривается как элемент базиса. На множестве V базисов объекта сформируем атрибутивное бинарное отношение $R_V \subset V \times V$, которое заключается в том, что аффинные инварианты (ξ_1, ζ_1) , (ξ_2, ζ_2) для представления ХП в базисах $v_1, v_2 \in V$ относятся к одному эталону j^* . В то же время построенное отношение R_V неявно отображает пространственную взаимосвязь базисов v_1, v_2 , т.к. его элементы взяты из одного описания. Формализуем элемент $r_V \in R_V$ как

$$r_V(v_1, v_2) = \begin{cases} 1, \arg_{\{Z(j)\}} H[(\xi_1, \zeta_1), Z(j), v_1] = \\ = \arg_{\{Z(j)\}} H[(\xi_2, \zeta_2), Z(j), v_2], & (5) \\ 0 \text{ otherwise,} \end{cases}$$

где аргументом таблицы эталонных описаний H есть эталон с номером j^* , ближайший в некоторой метрике для аффинных инвариантов при представлении в базисах v_1, v_2 . Иерархию отношений опишем как последовательное преобразование множеств $C \rightarrow V \rightarrow R_V$, причем мощность R_V значительно выше, чем мощность V . Компенсацию роста объема данных осуществим путем фильтрации $R_V^* = F(R_V)$, где подмножество $R_V^* \subset R_V$ имеет меньшую мощность. Представлением R_V^* , например, в виде пространственной цепочки, можно добиться существенного снижения числа элементов в построенном пространстве R_V^* . Результирующая последовательность преобразований $C \rightarrow V \rightarrow R_V \rightarrow R_V^*$ обеспечивает высокую вероятность распознавания за значительно меньшее время, чем для традиционного метода [5].

3. Рассмотрим варианты комбинированных отношений R_Z , использующих как атрибутивные, так и пространственные свойства ХП. Структура элемента данных в общем виде может быть представлена как $u^i = [v^i, \lambda^i]$, $u^i \in U$, где U – универсум, v^i отражает пространственные характеристики (например, координаты, геометрические инварианты), а λ^i – атрибут признака (например, в виде вектора детекторов SIFT, SURF). Правила вида (3), (4) для определения голосов могут быть получены здесь как путем интеграции свойств компонент в виде

$$h_j(u^i) = \begin{cases} 1, [\theta_j(v^i) \neq \emptyset] \& [\theta_j(\lambda^i) \neq \emptyset], & (6) \\ 0, \text{ otherwise,} \end{cases}$$

так и путем анализа пар $u^i \in U$, $u^k \in U$ или других наборов признаков путем построения отношений на U . При этом проверка истинности выражения $[\theta_j(v^i) \neq \emptyset] \& [\theta_j(\lambda^i) \neq \emptyset]$ может быть эффективно в вычислительном плане выполнена в два этапа: вначале по одному признаку, затем – по второму (подтверждение). Практика распознавания показывает, что анализ разнотипных признаков или сочетаний признаков практически всегда улучшает показатели достоверности систем распознавания [7].

2. Результаты экспериментов

Экспериментальное исследование СИМ в задаче классификации для базы изображений из 30 аквариумных рыб [1] на основе признаков с использованием отношений показало значительно лучшие характеристики достоверности классификации в сравнении с традиционными методами на основе использования одиночных признаков. В эксперименте использовалось признаковое пространство векторов SIFT на базе евклидовой метрики, порог для эквивалентности элементов описания взят как 1% от максимально возможного значения метрики. Величину достоверности будем оценивать отношением ближайшего локального максимума гистограммы голосов классов к глобальному максимуму. При применении голосования вида (3) средняя для эталонов величина этого отношения составила: для одиночного голосования – 0,87; для пар – 0,58; для триад – 0,39. Этим подтверждается эффективность сочетаний признаков на базе аппарата отношений, для пар и триад достоверность значительно лучше, а, значит, вероятность отнесения к ложному классу – ниже.

К аналогичным выводам приводит и оценка помехозащищенности к аддитивному шуму, где соотношение сигнал-шум (ССШ) оценивалось как частное от деления нормы вектора признаков на среднеквадратичное отношение шума. При действии шума обеспечивается вероятность классификации выше 0,95 для анализируемой базы при таких значениях ССШ: для одиночных признаков – 5,5, для пар – 1,4, для триад – 0,03. При этом множественные решения более устойчивы к шуму: значения ССШ для пар составили 1,4 и 4,2. Результаты зависят от выбора метрики и способа формирования признаков.

Выводы

Применение отношений при построении признаковых структурных описаний визуальных объектов позволяет повысить эффективность классификации в плане достоверности решений и помехозащищенности при влиянии шума. Впервые показано, что отношения структурных признаков представляют эффективный аппарат построения новых признаковых пространств с нужными

свойствами за счет более точного представления объекта в сформированном описании. Предложены и изучены варианты отдельного и совместного применения пространственных и атрибутивных отношений.

Практически важным результатом есть получение предпочтительных характеристик достоверности и помехозащищенности по сравнению с известными методами, что говорит о целесообразности применения разработанных методов в прикладных задачах компьютерного зрения.

Список литературы: 1. *Гороховатский, В.А.* Структурное распознавание изображений на основе моделей голосования признаков характерных точек [Текст] / В.А. Гороховатский, Е.П. Путятин // Реестрация, зберігання і обробка даних. – 2008. – Т. 10, № 4. – С. 75–85. 2. *Гороховатский, В.А.* Модели локально-пространственного подобия структурных описаний визуальных объектов [Текст] / В.А. Гороховатский // Системы управління, навігації та зв'язку: зб. наук. пр. – К.: Центральний НДІ навігації і управління. – 2010. – Вип. 3(15). – С. 82–85. 3. *Гороховатский, В.А.* Распознавание изображений в условиях неполной информации [Текст] / В.А. Гороховатский. – Х.: ХНУРЭ, 2003. – 112 с. 4. *Гороховатский, В.А.* Применение отношений на множестве характерных признаков изображений при распознавании на основе голосования [Текст] / В.А. Гороховатский // Бионика интеллекта. – 2008. – №1 (68). – С. 87–93. 5. *Гороховатский, В.А.* Иерархия пространственных отношений структурных признаков в задачах сопоставления визуальных объектов [Текст] / В.А. Гороховатский // Системы управління, навігації та зв'язку: зб. наук. пр. – К.: ЦНДІ навігації і управління. – 2008. – Вип. 3(7). – С. 85–89. 6. *Шапиро, Л.* Компьютерное зрение [Текст] / Л. Шапиро, Дж. Стокман; [пер. с англ. А.А.

Богуславского, под ред. С.М. Соколова]. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с. 7. Распознавание, классификация, прогноз. Математические методы и их применение. Вып. 2. / [под ред. Д.С. Поспелова]. – М.: Наука, 1989. – 302 с.

Поступила в редколлегию 12.01.2011.

УДК 004.932.2:004.93'1

Системи ознак на основі просторово-атрибутивних відношень структурних елементів зображень / В.О. Гороховатський // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2011. – № 1 (75). – С. 48–51.

Розглянуто принципи побудови просторів ознак для структурно-ієрархічних методів розпізнавання зображень, побудованих на основі голосування елементів. У якості основного інструменту запропоновано застосування апарату відношень. Результат розробки – модифіковані методи, що забезпечують високу ймовірність правильної класифікації у порівнянні з традиційними. Обговорюються результати експериментів з аналізу та класифікації зображень реальних об'єктів.

Бібліогр.: 7 найм.

UDC 004.932.2:004.93'1

Systems of features based on spatially-attributive relations of image structural elements / V.O. Gorokhovatsky // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2011. – № 1 (75). – P. 48–51.

Principles of image features construction spaces are considered in structurally-hierarchical methods of pattern recognition, based on the voting of elements. As a basic instrument the relation mechanism is offered. The results of development are the modified methods which provide high probability of correct classification in comparison to traditional. Experimental results of image analysis and classification are discussed.

Ref.: 7 items.