

УДК 004.932.2 : 004.93'1

А.В. Гороховатский¹, В.А. Гороховатский²¹Харьковский национальный экономический университет, Харьков²Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

ПРИМЕНЕНИЕ РОБАСТНЫХ МЕТОДОВ АНАЛИЗА ДАННЫХ ПРИ ОБРАБОТКЕ СТРУКТУРНЫХ ОПИСАНИЙ

Обосновывается применение робастной обработки данных в структурно-иерархических методах классификации изображений. Робастные методы обеспечивают устойчивость анализа видеоданных при действии пространственных помех. Обсуждаются результаты экспериментальных исследований.

Ключевые слова: классификация изображений, структурно-иерархические методы, характерные признаки, структурное описание, робастная обработка, вероятность правильной классификации.

Введение и постановка задачи

Структурное описание видео-объекта $Z = \{z^k\}_{k=1}^n$, $n < \infty$ из универсума \mathfrak{R} , $Z \in \mathfrak{R}$, представляет собой конечное множество мощности n , элементы которого – характерные признаки (ХП) – имеют структуру $z^k = (x^k, y^k, \lambda^k)$, где λ – атрибут (числовой вектор фиксированной размерности t), x, y – пиксельные координаты. Компоненты атрибута λ характеризуют свойства локальной окрестности точки (x, y) , они обладают инвариантностью к группе геометрических преобразований G и могут быть сформированы, например, путем применения известных технологий SIFT, SURF [1,2]. Классификация объекта на основе описания Z с применением структурно-иерархического метода (СИМ) рассматривается как отображение $\mathfrak{R} : Z \rightarrow \{Z(j)\}, Z(j) \in \mathbb{Z}$, где $\{Z(j)\}_{j=1}^J$ – конечное множество эталонных описаний, и реализуется решением задачи оптимизации [3]

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

где $\mathfrak{Q}[Z, Z(j)] \in \mathbb{R}^1$ – некоторая мера подобия описаний. Определение подобия $\mathfrak{Q}(Z, Z(j))$ сводится к вычислению мощности подмножества $Z_j \subseteq Z$, для элементов которого установлено соответствие элементам $Z(j)$, а решение (1) соответствует выбору Z_j наибольшей мощности. Значение доли отданных за класс j голосов $v[j]$ к максимально возможному их числу $v_m[j]$ в виде $p[j] = v[j]/v_m[j]$ трактуется как оценка апостериорной вероятности отнесения Z к классу j . Вычисление $v[j]$ для теоретико-множественной модели соответствует голосованию z^k и сводится к построению на множестве Z представления $Z = \bigcup Z_j$ в виде разбиения $(Z_i \cap Z_j = \emptyset)_{i \neq j}$ или покрытия $(Z_i \cap Z_j \neq \emptyset)_{i \neq j}$ [3].

Меру подобия $\mathfrak{Q}(Z_1, Z_2)$ функционально представим кортежем $\mathfrak{Q} = \langle \Psi_1, \Psi_2, Z_1, Z_2 \rangle$, где Ψ_1 – локальный уровень обработки, предназначенный для устранения ложных ХП (пространственные помехи), Ψ_2 – глобальная обработка множества локальных решений или подобий.

Построение Ψ_1 реализует проверку условия $L_1 : \rho(z_1, z_2) \leq \varepsilon_z, z_1 \in Z_1, z_2 \in Z_2$, где ρ – метрика на \mathfrak{R} , $\rho : \mathfrak{R} \times \mathfrak{R} \rightarrow \mathbb{R}^+$, ε_z – порог эквивалентности элементов сравниваемых описаний. Построение Ψ_2 , связанное с оценкой и анализом числа голосов $v[j]$, предполагает проверку неравенства $L_2 : v[j]/v_m[j] \geq \varepsilon_v, \varepsilon_v \in [0, 1]$.

Одна из наиболее общих моделей для меры \mathfrak{Q} реализует подобие иерархий $H(Z_1), H(Z_2)$ на множествах Z_1, Z_2 :

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

Применение предиката L_1 основывается на предположении, что эквивалентные ХП при действии аддитивной помехи могут отклоняться в пределах точности ε_z , а действие пространственной помехи приводит к аномальным выбросам. Со статистической точки зрения речь идет о смеси нормального распределения для значения ХП объекта и неизвестного распределения для ложных ХП, присутствующих в анализируемом описании. Применение L_2 ограничивает долю допустимых выбросов значением $(1 - \varepsilon_v)$, обеспечивая нужную достоверность итогового решения. Как видим, построение \mathfrak{Q} связано с робастной (устойчивой) к помехам моделью обработки, которую можно представить парой $L = (L_1[\varepsilon_z], L_2[\varepsilon_v])$ с учетом параметров $\varepsilon_z, \varepsilon_v$.

Исходя из рассмотренных принципов построения, актуальным представляется изучение способов реализации и эффективности робастной обработки (РО) в СИМ, включая исследование взаимного

влияния параметров $\varepsilon_z, \varepsilon_v$. Близкие проблемы требуют своего решения при сопоставлении описаний видео-объектов в виде множества проекционных признаков [4].

Цель исследования – формализация принципов робастной обработки, анализ параметров и свойств мер подобия структурных описаний.

Задачи работы состоят в разработке метода вычисления подобия структурных описаний, опираясь на возможности робастного анализа данных, а также в обсуждении результатов экспериментальных исследований.

Робастная обработка данных

Методы РО данных нацелены на обеспечение устойчивости принятия статистических решений при наличии выбросов, нарушающих условия применения классических статистических моделей [5]. Робастные оценки строятся таким образом, чтобы их свойства оставались удовлетворительными для практики даже в случае, когда истинное распределение экспериментальных данных отличается от предполагаемого. В борьбе с грубыми погрешностями измерений, к которым будем относить ложные ХП, используем два основных подхода: исключение аномальных измерений и применение робастных методов обработки.

Применение методов РО основано на ранжировании данных $\{b_i\}$ в виде $\{b_i\} = b_1 \leq b_2 \leq \dots \leq b_n$. Дальнейшая обработка в простейшем случае реализует исключение подмножества крайних значений. Например, путем отбрасывания по k крайних членов слева и справа можно получить оценку матожидания в виде $\bar{b} = \frac{1}{(n-2k)} \sum_{i=k+1}^{n-k} b_i$. Предельными

случаями для \bar{b} есть медиана (отбрасываются все, кроме одного в середине с номером $n/2$) и обычное среднее (не отбрасывается ничего). Более практичным с точки зрения качества оценивания есть применение «винзорирования», когда крайние члены не отбрасывают, а заменяют на ближайшие к ним из оставшихся членов в ряду $\{b_i\}$ или на взвешенные с некоторыми весами [5, 6]. Наиболее общий подход при построении параметрических робастных оценок предполагает оптимизацию

$$\min_{\varphi} \sum_{i=1}^n \varphi(b_i - a), \quad (3)$$

где a – оцениваемый параметр, а функция φ выбирается из соображения, чтобы «хвосты» в ранжированной выборке $\{b_i\}$ играли как можно менее значительную роль.

Непараметрические методы статистической обработки применяются в случае, если характер закона распределения неизвестен. В плане устойчивости к выбросам они близки к методам РО и используются для разнообразных задач проверки гипотез.

Например, оценку среднего можно получить в виде медианы вариационного ряда $(b_i + b_j)/2$, $i \leq j$.

Проверка гипотезы однородности групп данных, т.е. равенства функций распределения двух выборок, может быть выполнена с помощью критериев хи-квадрат, знаков и серий [5, 6]. Учитывая вычислительную простоту критериев знаков и серий, их можно непосредственно применить для оценки эквивалентности векторов ХП.

Принципы робастного анализа свойственны также для популярного в задачах искусственного интеллекта метода « k ближайших соседей» [6]. Применительно к сопоставлению множеств ХП на основе метода ближайших соседей для ХП объекта определяется наиболее близкий ХП эталона ($k=1$, однозначное соответствие). Другим вариантом анализа есть формирование подмножества похожих (с порогом) или кортежа фиксированных размеров из наиболее близких элементов ($k > 1$, множественное соответствие). В результате такой РО исключаются «удаленные» элементы, характеризующиеся как помехи. Характеристиками групповых свойств кортежа близких элементов в теории кластеризации выступают разброс кортежа относительно анализируемого ХП либо расстояние от ХП до самого дальнего из элементов кортежа. Такие процедуры позволяют оптимизировать процесс отбора похожих элементов и классификацию в целом.

Одним из основных методов робастного анализа в задачах компьютерного зрения в настоящее время является преобразование Хафа (ПХ), которое реализует статистическое решение на основе наиболее мощного подмножества локальных решений структурных элементов в сформированном пространстве параметров [1]. Результатом применения ПХ есть функция $f(a_1, a_2, \dots, a_m)$ от m переменных, $f \in C^+$ (C^+ – множество неотрицательных целых чисел), оптимальное значение которой дает оценки $a_1^*, a_2^*, \dots, a_m^*$ в пространстве параметров. Для задач структурного распознавания с использованием ПХ в качестве исходного выступает пространство \mathfrak{R} , а пространством параметров – множество классов ХП или классов объектов (множеств ХП) в соответствии с (1). В результате обработки на основе ПХ путем оптимизации f решения ложных ХП игнорируются.

Параметры и свойства РО структурных описаний

Принципиальным отличием РО в СИМ есть то, что здесь допустимый уровень «засорения» задан параметрически, как правило, путем априорного определения значения ε_v , которое есть основой решения об эквивалентности описаний. Параметр ε_z при этом задает допустимую погрешность для эквивалентности значений двух ХП из описания.

Другим отличительным моментом есть то, что классическая РО оперирует, как правило, довольно

незначительным уровнем искажений, связанным с допустимой степенью усечения экспериментальной выборки. Уровень усечения выборки до 0,05 считается малым, а до 0,25 – значительным [5]. В то же время при практическом применении СИМ уровень искажений достигает значения 0,75 [2].

Применение L_1 с параметром ε_z можно рассматривать как отбрасывание хвостов с уровнем точности ε_z из анализируемого набора данных, который описывается значениями метрики ρ для всевозможных пар элементов сопоставляемых множеств. Более простая обработка аналогичного типа, где возможные соответствия структурных элементов априорно фиксированы, характерна для вычисления подобия в векторной модели сопоставления описаний [3].

Двухуровневая модель вычисления $\vartheta[Z, Z(j)]$ предполагает взаимосвязь локального Ψ_1 и глобального Ψ_2 уровней посредством параметров ε_z , ε_v . Если на уровне Ψ_1 положить $\varepsilon_z = \infty$, что означает отсутствие логической локальной обработки по отбрасыванию ХП вообще, то в результате на уровне глобального анализа Ψ_2 вычисление подобия осуществляется на основе всех без исключения данных, включая ложные ХП. Здесь акцент РО смещается на глобальный уровень, причем в идеальном частном случае при $\varepsilon_v = 0$ решение может осуществляться без исключения ХП.

Если же положить $\varepsilon_z = 0$, что соответствует применению метрики изолированных точек (учет только точного совпадения значений ХП), то в этом идеальном случае не предполагается действие аддитивных помех, приводящих к отклонениям величин ХП. Глобальный анализ Ψ_2 с параметром ε_v реализует в таком случае отбор совпавших или наиболее похожих элементов.

Если же принять $\varepsilon_z > 0$, что допускает анализ действия аддитивных помех, а глобальный анализ при этом не осуществлять, то основной акцент в отбрасывании ложных ХП падает на локальный уровень. При этом допускается возможность недостоверных решений, связанных с малым числом признанных эквивалентными ХП. Наиболее универсальная обработка в СИМ с двумя нетривиальными значениями порогов $\varepsilon_z, \varepsilon_v$ дает возможность анализировать результат действия разных типов помех.

Учитывая структуру элементов $z^k \in Z$, при реализации РО могут быть использованы как атрибутивные, так и пространственные свойства ХП. Робастный анализ данных в СИМ осуществляется на множествах значений меры подобия и числа ХП, поэтому он непосредственно не зависит от построенной и используемой при распознавании системы признаков.

РО в СИМ существенно не зависит также и от преобразований исходного пространства признаков \mathfrak{R} , например, путем применения кластеризации ХП

для сопоставляемых описаний в целях ускорения процедуры распознавания. Как пример, при фильтрации ложных соответствий ХП, осуществляемой аппаратом обоих уровней, используются классические методы кластеризации данных на основе просеивания или иерархической классификации [7], предполагающей стандартную обработку с использованием L_1, L_2 .

В целом эффективность применяемой в СИМ РО оценивается критерием, отражающим степень устойчивости к аддитивным и пространственным помехам. В качестве критерия традиционно используется вероятность правильного распознавания для конкретной видео-базы [3]. Понятно, что в плане объема вычислительных затрат СИМ с применением РО более трудоемкий, чем традиционные методы без такой обработки, т.к. включает расширенный интеллектуальный анализ данных.

Примеры подобия на основе РО

В общем виде РО для структурных описаний сводится к построению отображения $\mathfrak{S}: \mathfrak{N} \rightarrow \mathfrak{N}$, где \mathfrak{N} – множество оценок (решений), обладающих нужными свойствами устойчивости. Обсудим некоторые примеры построения \mathfrak{S} .

1. Вычисление подобия путем РО локальных подобий. Пусть $\{\rho_{i,j}\}$ – множество значений подобия ХП для сопоставляемых описаний. Упорядочим набор $\{\rho_{i,j}\}$ в виде $\{\rho_{i,j}\} \rightarrow b_1 \leq b_2 \leq \dots \leq b_n$ и применим для формирования результирующего подобия РО в виде медианы $\vartheta = \text{med}\{b_i\}$. Полученное подобие обладает устойчивостью к рассмотренным типам помех.

2. Оценка эквивалентности векторов ХП на основе непараметрического критерия знаков [5]. Пусть $\{\lambda_i^1\}_{i=1}^t, \{\lambda_i^2\}_{i=1}^t$ – дескрипторы сопоставляемых ХП, для которых необходимо проверить гипотезу однородности. Вычислим разности $e_i = \lambda_i^1 - \lambda_i^2$, $i = 1, \dots, t$, и подсчитаем число e_+ положительных разностей, где $e_i > 0$. Гипотеза однородности принимается, если выполнено условие $r_\alpha < e_+ < t - r_\alpha$, где критические значения $r_\alpha(t)$ для заданного уровня значимости α (обычно выбирают $\alpha = 0,05$) при $t > 50$ (стандартные размеры вектора ХП – 64 или 128) вычисляются по формуле $r_\alpha(t) = [0,5(t - 1 - g_\alpha \sqrt{t + 1})]$, где g_α – квантиль стандартного гауссовского распределения.

Анализ результатов экспериментов

Компьютерное моделирование СИМ для исследуемых баз видео-объектов с использованием детекторов SIFT, SURF при формировании ХП показало, что допустимый уровень локальных искажений при вероятности распознавания более 0,98 составил 75-80% от объема описания. Это значительно эффективнее традиционных методов (до 30% для этой вероятности) [2, 3].

В одной из модификаций СИМ применена РО в виде кластеризации значений геометрических преобразований ХП по результатам установленных парных соответствий ХП [7]. Кластеризация позволяет осуществить фильтрацию соответствий путем отбрасывания тех из них, которые не вошли в наиболее мощный кластер. Сравнительная оценка помехозащищенности показывает значительные преимущества методов с РО по отношению к методам распознавания на основе классического детектора с одиночными соответствиями. Если классический детектор обеспечивает высокую вероятность распознавания $P = 0,98$ лишь при уровне шума $\eta \geq 8$, то подход на основе иерархической кластеризации обеспечивает эту же вероятность при значительно большем уровне помех $\eta \geq 5$. При уровне $\eta = 5$ вероятность распознавания для классического метода не превышает значения $P = 0,6$, что неприемлемо для большинства практических задач.

Выводы

РО является основой принятия решения о классе объектов при применении СИМ и обеспечивает устойчивость, в первую очередь, к пространственным помехам, которые считаются аномальными выбросами. Особенностью РО для структурных описаний есть высокий допустимый уровень засорения, достигающий величины 0,75 от исходного объема описания. Это требует соответствующего задания априорных порогов $\varepsilon_z, \varepsilon_v$, являющихся основой решения. Проведенные эксперименты подтверждают эффективность применения принципов РО в задаче структурной классификации изображений.

Впервые осуществлен анализ применения робастной обработки данных при структурном распознавании изображений. Показано, что РО обеспечивает высокую достоверность принятия решений, оцениваемую вероятностью правильного распознавания, при значительном уровне пространственных помех. Изучены свойства и способы построения мер подобия на основе РО.

Практически важным результатом есть экспериментальное подтверждение теоретических принципов построения методов классификации на основе РО для реальных баз видеоданных, что говорит о целесообразности их применения в задачах компьютерного зрения.

Перспективы исследования состоят в разработке адаптивных подходов к РО, где на основе оценки уровня помех вычисляются оптимальные значения параметров.

Список литературы

1. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман.; пер. с англ. А.А. Богуславского, под ред. С.М. Соколова. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.
2. Гороховатский В.А. Модели обработки дескрипторов характерных признаков изображений на основе анализа гистограмм / В.А. Гороховатский, Ю.А. Куликов // Системи обробки інформації: зб. наук. пр. – Х.: ХУПС, 2010. – Вип. 9 (90). – С. 145-148.
3. Гороховатский В.А. Структурное распознавание изображений на основе моделей голосования признаков характерных точек / В.А. Гороховатский, Е.П. Пуятин // Реєстрація, зберігання і обробка даних. – 2008. – Т. 10, № 4. – С. 75-85.
4. Гороховатский А.В. Проекционные методы в задачах нормализации и распознавания изображений / А.В. Гороховатский // АСУ и приборы автоматики: сб. науч. тр. – Х.: ХНУРЭ, 2009. – № 147. – С. 64-70.
5. Грановский В.А. Методы обработки экспериментальных данных при измерениях / В.А. Грановский, Т.Н. Сурая. – Л.: Энергоатомиздат, 1990. – 288 с.
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. 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.

Поступила в редколлегию 24.02.2011

Рецензент: д-р физ.-мат. наук, снс О.В. Сытник, Институт радиопрофики и електроніки НАН України, Харків.

ЗАСТОСУВАННЯ РОБАСТНИХ МЕТОДІВ АНАЛІЗУ ДАНИХ ПРІ ОБРОБЦІ СТРУКТУРНИХ ОПИСІВ

О.В. Гороховатський, В.О. Гороховатський

Обґрунтовується застосування робастної обробки даних в структурно-ієрархічних методах класифікації зображень. Робастні методи забезпечують стійкість аналізу відеоданих при дії просторових завад. Обговорюються результати експериментальних досліджень.

Ключові слова: класифікація зображень, структурно-ієрархічні методи, характерні ознаки, структурний опис, робастна обробка, вірогідність правильної класифікації

ROBUST METHODS APPLICATION OF DATA ANALYSIS WITH STRUCTURAL DESCRIPTIONS PROCESSING

A.V. Gorokhovatskiy, V.O. Gorokhovatskiy

Application of robust data processing in structurally-hierarchical methods of image classification is suggested. Robust methods provide stability of video-data analysis at the action of spatial influences. Experimental research results are discussed.

Keywords: image classification, structurally-hierarchical methods, characteristic features, structural description, robust processing, correct classification probability.