

УДК 004.932.2:004.93'1

В. А. Гороховатский, Ю. А. Куликов

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

Грануляция значений признаков объектов как способ повышения результативности методов структурного распознавания

Обсуждаются вопросы интеллектуальной обработки информации в системах компьютерного зрения. Предложен метод формирования сжатого структурного описания на основе грануляции значений признаков, что снижает вычислительные затраты и сокращает число ложных соответствий. Приведены результаты экспериментов.

Ключевые слова: компьютерное зрение, структурные методы распознавания изображений, характерные признаки, структурное описание, грануляция, индекс уникальности.

Введение

В структурных методах распознавания визуальных объектов на основе описаний в виде множеств характерных признаков (ХП) сопоставление в признаковом пространстве реализуется путем вычисления меры подобия для множеств [1]. Классы объектов задаются в виде конечной совокупности эталонных множеств. Основой построения меры подобия есть вычисление расстояний между элементами множеств как числовых векторов из R^n [2, 3].

В целях обеспечения высокого качества идентификации или распознавания произвольных объектов принципиально важно, насколько описания базы эталонов различимы между собой в рамках применяемого метода. Ключевым фактором различия структурных описаний есть схожесть компонентов, из которых состоит описание. Чем значительнее различие элементов между собой или чем существеннее различается состав описаний, на практике частично складывающихся из схожих между собой элементов, тем выше вероятность правильного распознавания [3].

Наши исследования показывают, что показатель быстродействия распознавания, например, за счет трансформации системы структурных признаков может быть улучшен в десятки раз [3, 9]. Грануляция элементов описания может обеспечить необходимое сжатие объема признаков, эффективную трансформацию признакового пространства, а также формирование подмножества наиболее информа-

© В. А. Гороховатский, Ю. А. Куликов

тивных признаков в целях уменьшения вычислительных затрат, что является актуальной задачей структурного распознавания [4, 5].

В структурных методах распознавания изображений признаки (ХП) как элементы описания (конечное множество ХП) есть векторы из пространства R^n с действительными компонентами. Структурное описание объекта — это конечное мультимножество $Z \subset R^n$ [9].

Метод SURF [2], применяемый для построения описаний, формирует $Z \subset R_1^n$ из подмножества $R_1^n \subset R^n$ векторов $z = (z_1, \dots, z_n), z \in Z$, пространства R^n . Подмножество R_1^n определено в виде множества всех n -мерных вещественных векторов, евклидова норма которых равна единице: $\|z\| \sqrt{\sum_{i=1}^n z_i^2} = 1$. На практике это условие реализуется в приближенном виде $R_1^n = \{z \mid z \in R^n, \|z\| \approx 1\}$.

Полученное методом SURF описание Z может содержать сотни векторов, что замедляет обработку [9]. Задача сокращения числа векторов предполагает построение сжатого описания Z^* на основе отображения $\Xi: Z \rightarrow Z^*$, вариантом которого есть формирование подмножества $Z^* \subset Z$ значительно меньшей мощности путем применения процедуры отбора признаков. В теории распознавания этот способ ассоциируется с формированием подмножества наиболее значимых или информативных признаков [5, 6, 9].

Основным критерием для оценивания подобия элементов из R_1^n есть метрика ρ . Чаще всего в качестве ρ используют евклидову метрику из R^n . Критерием эквивалентности двух ХП z_1, z_2 служит значение расстояния $\rho(z_1, z_2)$, не превышающее априорного значения порога δ_z . Два ХП эквивалентны, если выполнено условие $\rho(z_1, z_2) \leq \delta_z$. Порог δ_z определяют как процент (точность) от максимально возможного значения, который принимается равным, например, 1 %, 3 %, 5 %, 10 % [3]. Выбор порога δ_z зависит также от применяемой процедуры обработки данных, величины порога могут отличаться, например, в процедурах обучения, при установлении эквивалентности ХП и при классификации описаний. Установленное отношение эквивалентности элементов множества Z при фиксированном δ_z определяет разбиение Z .

Цель работы — создание метода построения сжатого структурного описания на основе грануляции значений признаков для повышения эффективности структурного распознавания.

Задачи исследования — построение моделей формирования, обработки и сопоставления подмножеств уникальных ХП описания, проведение компьютерного моделирования для исследования эффективности модификаций методов в сравнении с известными подходами.

Понятие грануляции данных

Способность гранулирования информации — важное свойство интеллектуальных систем, отражающее использование семантических понятий для формализации решения задач [6]. В литературе различают четкий и нечеткий подходы при

гранулировании данных [8]. Грануляцию для структурного представления объектов будем понимать в двух аспектах: представление описания в виде вектора через переход к мультимножеству [3] путем классификации его элементов, а также как группировку подобных элементов на основе свойств уникальности или кластерного анализа [4]. Принципиальное отличие первого подхода состоит в априорно задаваемом фиксированном базовом множестве, которое определяет классы для элементов описания.

Информационной гранулой называют подмножество универсума объектов, на котором определено отношение сходства (неразличимости, эквивалентности), гранула представляет собой объединение атомарных элементов [6, 8, 9]. В результате весь универсум или конкретное описание можно изобразить как конечное множество гранул. Разработаны основы теории меры и отношений на множествах гранул. При этом мера гранулы вычисляется как сумма (в непрерывном случае интеграл) значений функции принадлежности элементов этой грануле. В частности, мера $d(A)$ дискретной гранулы A определена в виде

$$d(A) = \sum_{a \in A} \mu_A(a),$$

где $\mu_A(a)$ — значение функции принадлежности грануле A , $\mu_A(a) \in [0,1]$ [8]. Для четких представлений $\mu_A(a)$ принимает бинарные значения 0 или 1. Операции над гранулами осуществляются по законам теории множеств. Гранулы могут включать друг друга, т.е. образовывать иерархии. Грануляция на практике задается некоторым методом и зависит от ряда параметров. Возможна постановка вопроса об оптимальной грануляции.

Будем понимать распределение элементов множества V (описание или база описаний) по конечному числу классов-гранул как введение отношения эквивалентности E на множестве V , что обеспечивает классификацию $E: V \rightarrow V/E$, где V/E — фактор-множество, элементами которого есть классы эквивалентности $E: E_i, i = \overline{1, |V/E|}$. Тогда $\gamma_i(V) = |\{v \in V: E(v) = E_i\}|$ — число элементов в классе E_i , где символ $|\{\dots\}|$ означает мощность множества. В результате каждый элемент V будет классифицирован в соответствии с E .

Вычисление и применение индексов уникальности

Для описания $Z = \{z_k\}_{k=1}^K$ из K элементов определим число c_k повторений элемента z_k как сумму

$$c_k = \sum_{v=1, \overline{K}} 1(\rho(z_k, z_v) \leq \delta_z), \quad (1)$$

где $1(\rho(z_k, z_v) \leq \delta_z) = \begin{cases} 1, & \rho(z_k, z_v) \leq \delta_z, \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$

Таким образом, $c_k \in C_+$ — это число элементов, считающихся эквивалентными элементу z_k в описании Z , C_+ — множество целых неотрицательных чисел.

Рассмотрим теперь конечное множество $Z = \{Z^i\}_{i=1}^J$ описаний, соответствующее фиксированной базе в виде J эталонов. Проведем предварительную обработку базы, где для каждого ХП $z_{ik} \in Z^i$ эталона с номером i вычислим индексы уникальности α_{ik}, β_{ik} :

$$\alpha_{ik} = c_{ik} / s_i, \quad \beta_{ik} = c_{ik}^s / (s - s_i), \quad \alpha_{ik} \in [0, 1], \quad \beta_{ik} \in [0, 1], \quad (2)$$

где c_{ik} — число (1) подобных элементов для элемента z_{ik} в i -м эталонном описании; s_i — число ХП i -го эталона; c_{ik}^s — значение (1) для элемента z_{ik} в базе эталонов, исключая эталон с номером i ; $s = \sum_i s_i$ — общее число элементов описаний базы Z .

В результате вычислений для элементов эталона получим таблицу со значениями индексов (2). В общем случае $s_i \neq s_q$ при $i \neq q$. Индекс α_{ik} отражает степень повторяемости k -го элемента в i -м эталоне, а индекс β_{ik} — уровень его повторяемости в описаниях остальных объектов базы, кроме i -го. Более значимым для результата распознавания можно считать значение β_{ik} , чем ближе β_{ik} к нулю, тем более уникальным есть элемент среди остальных элементов базы. Заметим, что сумма $\alpha_{ik} + \beta_{ik}$ отражает степень уникальности элемента на множестве всех элементов базы. Интегральные показатели $\sum_k \alpha_{ik}, \sum_k \beta_{ik}$ могут характеризовать суммарную уникальность элементов эталона среди элементов базы.

Анализ значений $\{z_{ik}, \alpha_{ik}, \beta_{ik}\}$ и интегральных показателей дает возможность практически оценить степень различимости объектов базы при применении метода структурной классификации. Кроме того, анализ индексов уникальности позволяет построить и применить процедуры отбора признаков как внутри эталона, так и в пределах базы. Фильтрация осуществляется путем построения предиката «представительства» элемента в новом сжатом описании. На основе вычисленных характеристик можно выделить группы (гранулы) редко или часто повторяющихся ХП. Все они могут быть основой для построения подобия объектов. Результаты и эффективность распознавания зависят от параметров порога δ_z и числа сформированных информативных признаков.

Можно предложить следующие схемы отбора признаков для получения компактных описаний.

1. Каждый эталон обрабатывается независимо, определяется набор из t наименее повторяющихся признаков, т.е. с наименьшими значениями α_{ik} .
2. Для каждого эталона определяется набор из t наименее повторяющихся признаков среди элементов других эталонов, т.е. с наименьшими значениями β_{ik} .

Выигрыш в быстродействии распознавания объекта для этих схем составляет s_i / t . Трансформация признакового пространства при этом осуществляется на предварительном этапе и не влияет на время распознавания.

Вторая схема представляется более перспективной в плане влияния на эффективность, т.к. основана на критерии β_{ik} , отражающем степень различия эталонов. Признаки с высоким значением α_{ik} (часто повторяющиеся внутри описания) также обладают информационной нагрузкой и сказываются на результатах распознавания.

Классификация элементов описаний и преобразование к мультимножеству

Определение понятия и индексов уникальности естественным образом приводит к мысли о возможности представления элементов базы в некоторой системе классов, что гранулирует элементы в группы и, как результат, значительно сокращает время обработки [3, 9]. Классы могут быть сформированы на основе характеристик уникальности α_{ik}, β_{ik} .

В результате классификации по базе $U = \{u_1, u_2, \dots, u_i, \dots\}$ получаем представление эталонов в виде мультимножества [3]. Принадлежность точки z мультимножеству A устанавливается путем вычисления характеристической функции $\chi_A(z) = \begin{cases} 1, & z \in A, \\ 0, & z \notin A \end{cases}$, где проверка условия $z \in A$ выполняется последовательным сравнением z с элементами множества U на основе метрики $\rho(z, u_i)$ или другой меры. Определение класса u_* элемента z реализуем путем дискретной оптимизации

$$u_* = \operatorname{arg} \min_{u_i \in U} \rho(z, u_i), \quad \rho(z, u_*) \leq \delta_z, \quad (3)$$

на множестве U . После оптимизации дополнительно осуществляем проверку $\rho(z, u_*) \leq \delta_z$ значимости, в результате чего отдельные элементы вообще могут быть отброшены. В результате классификации (3) при фиксированном числе m базовых классов для эталона $Z(j)$ получим векторное представление

$$Y(j) = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_i, \dots, \gamma_m\}, \quad \gamma_i \in C_+, \quad (4)$$

где γ_i — кратность вхождения i -го базового элемента.

Введением классификации (3) и получением описания вида (4) осуществлена трансформация $Z \rightarrow Y$ описания из множественного представления в векторное описание Y конечной размерности m с компонентами из C_+ .

Построением (4) осуществляется грануляция элементов структурного описания в виде кластеров близких элементов. Эта процедура интерпретируется как

классификация, она отличается от традиционных подходов кластеризации, т.к. «представители» кластеров здесь задаются априорно в виде множества U .

Схема классификации на основе U схожа с разложением по системе ортогональных функций [6]. Основное отличие состоит в том, что на элементы U в общем случае не накладывается требование ортогональности, т.к. восстановление исходного (классифицируемого) элемента при переходе к новой системе признаков не требуется.

Распознавание визуального объекта с учетом мультимножественного представления на основе классификации элементов может быть осуществлено путем вычисления и минимизации расстояния в векторном пространстве, например,

$$\rho(A, B) = \frac{\sum_i w_i |\gamma_A(u_i) - \gamma_B(u_i)|}{\sum_i w_i \max[\gamma_A(u_i), \gamma_B(u_i)]}, \quad (5)$$

где w_i — весовые коэффициенты (часто принимают $\sum_i w_i = 1$); $\gamma_A(u_i), \gamma_B(u_i)$ — значения кратности при подаче A, B как базовых элементов $u_i \in U$.

Для низких соотношений сигнал-шум, когда в распознаваемых описаниях с высокой вероятностью встречаются помехи, применение меры подобия точечное множество вида (3) обеспечивает фильтрацию фрагментов помехи с порогом эквивалентности δ_z .

Таким образом, в результате проведения грануляции путем представлений (3), (4) мы получили двухуровневую систему классификации, где класс объекта определяется как

$$j = K_2[K_1[Z, U]], \quad (6)$$

где K_1 — классификация на уровне элементов описания в базе U ; K_2 — классификация трансформированного описания в базе Z .

Пути построения базового множества

Ключевым моментом, влияющим на результат классификации с применением предложенного метода, есть создание множества $U = \{u_i\}_{i=1}^m$. Множество U — это некий тезаурус в описании базы, который формирует в пространстве признаков сеть, где признаки описания «находят свое место» в представлении $Y(j)$. Элементы, отнесенные к u_i , считаем объектами-синонимами, они при распознавании формально не различимы.

Пусть s — исходное число элементов, тогда вычисление индексов уникальности и классов элементов основывается на анализе симметрической матрицы расстояний $H = \|h_{i,k}\|_{s \times s}$, где $h_{i,k} = \rho(z_i, z_k)$. Расстояния отображают связь в виде степени эквивалентности между элементами [7]. Для каждого z_i можно определить суммарную связность с другими элементами

$$d_i(z_i) = \sum_{k=1}^s h_{i,k}, \quad (7)$$

а также среднюю связность

$$\bar{d}_i = \frac{1}{s-1} \sum_{k=1, k \neq i}^s h_{i,k}, \quad (8)$$

где используются элементы i -й строки (столбца) матрицы H . Чем меньше значения (7), (8), тем сильнее i -й элемент связан с остальными из описания.

Далее осуществим упорядочивание в порядке снижения уровня связности, например, в виде $d_{\min} = d_1 \leq d_2 \leq \dots \leq d_s = d_{\max}$. В результате создается порядок, в соответствии с которым последовательно выбираются наиболее информативные (с точки зрения наименьшей связности, т.е. наибольшего d_i) элементы для использования в анализе. Еще один вариант состоит в подсчете количества элементов, с которыми связан анализируемый элемент в соответствии с (2). Здесь строится свой порядок элементов. В обеих схемах обрабатываются и анализируются только «значимые» связи.

Схемы (2) и (7), (8) могут быть основой построения базового множества U и установления числа t , от которого обратно пропорционально зависит выигрыш в быстродействии, обусловленный сжатием пространства признаков.

Другим способом формирования базового множества есть отбор признаков с соответствующими значениями характеристик (2), (7), (8) или применение кластеризации на множестве элементов базы [3]. Элементы U выбираются как представители полученных кластеров.

Схема преобразования описания в процессе формирования сжатого множества информативных признаков или векторного представления приведена на рис. 1.



Рис. 1. Этапы обработки описания

Результаты экспериментов

Наши эксперименты показали, что для разных баз изображений при пороговом значении $\delta < 0,48$ для значительной части ХП (более 80 %) не определяется ни одного схожего признака, а при $\delta \geq 1,6$ для каждого признака все остальные становятся похожими с ним. В обеих ситуациях невозможно формирование подмножества уникальных признаков. Как показало моделирование, для выделения уникальных ХП наиболее приемлемы значения порогов 0,64 и 0,8. На рис. 2 приведены изображения 300×300 пикселей из исследуемой базы лиц. Число ХП в их описаниях SURF составило 96, 89, 98.

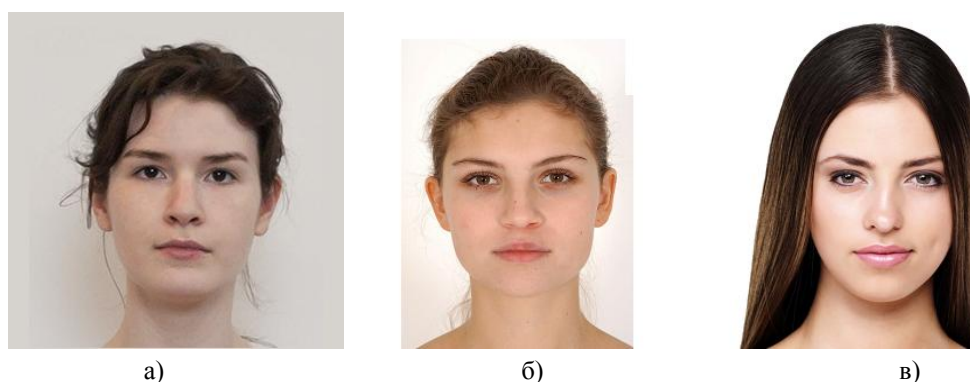


Рис. 2. Примеры изображений женских лиц из базы

Табл. 1 содержит значения индексов уникальности (2) для 10-ти первых точек описания и суммарное значение индексов для описания изображения рис. 2,а.

Таблица 1. Значения индексов уникальности

№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Сумма
α_{ik}	0,34	0,52	0,4	0,34	0,26	0,48	0,55	0,4	0,48	0,67	39,458
β_{ik}	0,24	0,45	0,29	0,4	0,32	0,49	0,48	0,5	0,48	0,65	36,363

Как видим, рассмотренные 10 точек имеют достаточно близкие значения индексов (2). В целом диапазон значений индексов для описания рис. 2,а составляет от 0,1 до 0,7. Рис. 3. содержит гистограмму повторений значений ХП в описании изображения рис. 2,а. По горизонтальной оси расположены порядковые номера, по вертикали — число повторений каждого ХП. Как видим из рис. 3, объективно существует группа уникальных признаков, которую можно взять за основу формирования компактного описания.

Табл. 2 содержит номера и значения индексов уникальности для 10-ти наиболее уникальных точек описания рис. 2,а. На рис. 4 показано множество сформированных ХП и выделенные подмножества из 10 ХП с наименьшим значением критериев уникальности.

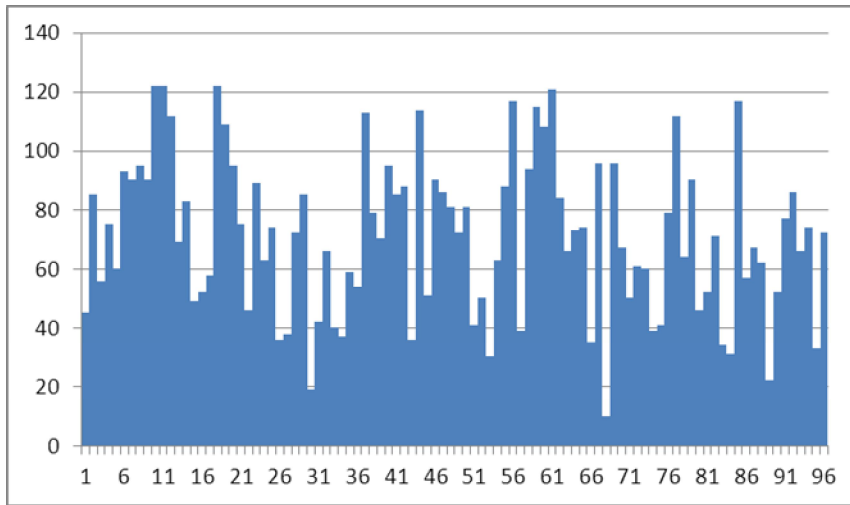


Рис. 3. Гистограмма повторения значений ХП в описании изображения рис. 2,а с изображениями 2,б и 2,в

Таблица 2. Значения индексов уникальности для отобранных точек

№	67	29	88	83	82	21	50	70	94	14
α_{ik}	0,1	0,11	0,11	0,14	0,17	0,22	0,23	0,23	0,23	0,24
№	67	29	88	52	83	94	82	65	25	42
β_{ik}	0,05	0,1	0,11	0,16	0,16	0,17	0,18	0,18	0,19	0,19

Как видим, критерий уникальности является ключевым для построения сжатого описания, а количество ХП в описании может быть уменьшено сразу в 10 раз. Моделирование показало, что вероятность правильного распознавания с использованием сжатого описания из 10 уникальных ХП при отсутствии помех не снижается. Зато время распознавания в нашем эксперименте снизилось в 2,6 раза. Выигрыш от сокращения вычислительных затрат напрямую зависит от размера базы. Например, при числе изображений, равном 30, выигрыш превышает 100 раз. Для других вариантов обработки, например, если осуществлять выделение уникальных признаков на распознаваемом изображении, то выигрыш и для трех эталонов составляет примерно 20 раз.

Проведенные эксперименты показали, что число ложных совпадений сформированных уникальных ХП для разных изображений существенно сокращается. Например, при пороге $\delta = 0,64$ количество ложных совпадений снижается с 96–97 % до 10–40 %, а при пороге $\delta_2 = 0,48$ — с 57 % до 10 % в зависимости от изображения.

Осуществлена также классификация в условиях искажения входных изображений аддитивным шумом с нормальным распределением и нулевым матожиданием. Соотношение сигнал-шум оценивалось как отношение средней амплитуды сигнала, равной 75, к изменяющемуся СКО шума (рис. 5).

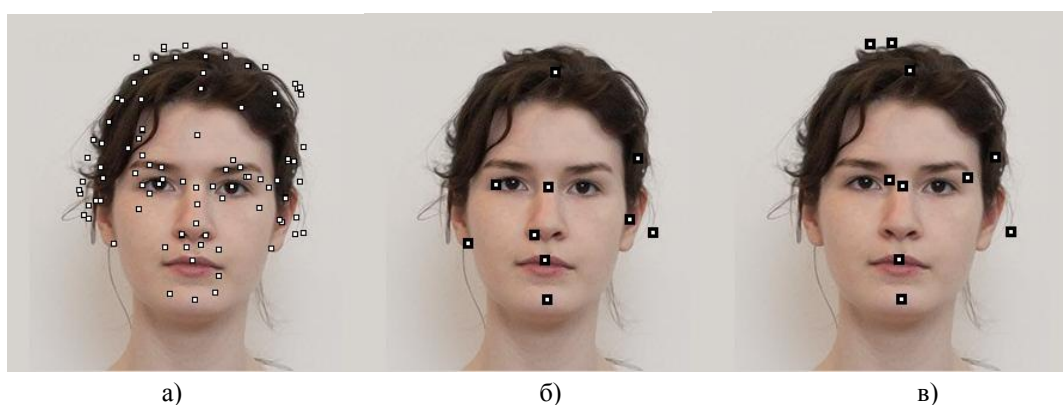


Рис. 4. Пример изображения 2,а с выделенным множеством ХП (а), 10 наиболее уникальных признаков изображения (б), 10 наиболее уникальных признаков в базе трех изображений (в)

Если входное изображение искажено аддитивным шумом, число сформированных ХП, как правило, увеличивается в несколько раз. В нашем эксперименте количество ХП возросло в 3,24 раза. При проведении распознавания на основе множеств уникальных ХП базы эталонов количество ложных соответствий при пороге $\delta_z = 0,48$ сокращается с 58 % до 0. При этом вероятность правильного распознавания не снижается, количество соответствий с искомым изображением при том же пороге составляет 80 %, что позволяет безошибочно провести распознавание.

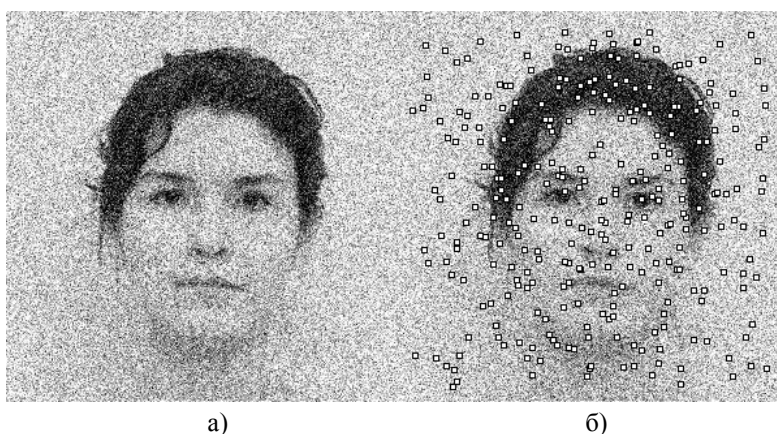


Рис. 5. Пример изображения 2,а, искажённого аддитивным шумом с СКО = 50 (а) и результаты выделения ХП (б)

Гистограммы рис. 6 показывают число схожих ХП изображения рис. 2,а с 10 уникальными признаками внутри него (рис. 6,а) и в рамках всей базы (рис. 6,б) без применения порога δ_z . Вид гистограмм доказывает возможность распознавания на основе классификации ХП, где базовым множеством выступает 10 уникальных ХП.

Теоретически рассмотренные методы могут осуществлять распознавание и по одному уникальному признаку, если входное изображение не подвергалось искажениям и действию помех. В то же время для большинства прикладных задач число уникальных признаков должно быть равно 10 и более в зависимости от требований применения. Практическое число классов ХП, как показало наше моделирование, находится в пределах 10–20.

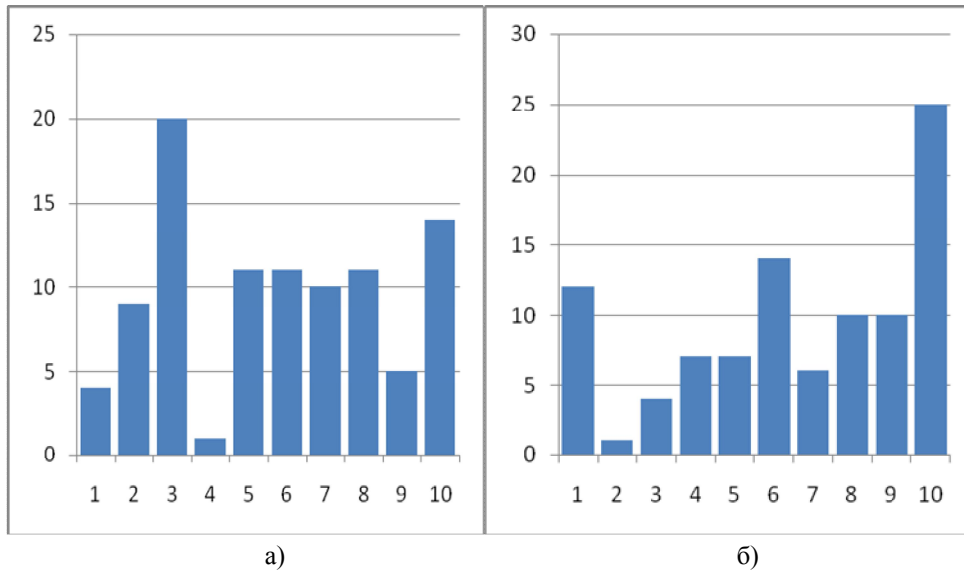


Рис. 6. Гистограмма схожести ХП изображения 2,а

Выводы

Предложенные методы формирования подмножеств информативных признаков и трансформации структурных описаний изображений путем классификации базируются на принципе подобия значений признаков в пространстве конечно-мерных вещественных векторов, обеспечивают грануляцию структурного описания и направлены на формирование сжатого описания в целях значительного сокращения времени распознавания без снижения показателя достоверности. Результатом их применения есть компактное подмножество информативных признаков или векторное представление. Сокращение описания, как показало моделирование, приводит также к снижению вероятности ложной тревоги. Предложены практические схемы реализации способов сжатия, включая пути формирования базового множества для классификации элементов описания.

Проведенные эксперименты для реальных изображений показали повышение быстродействия обработки в десятки раз, что подтверждает их практическую целесообразность.

Научная новизна исследования состоит в создании метода построения сжатого структурного описания на основе грануляции значений признаков для повышения эффективности структурного распознавания.

Практическая значимость работы заключается в экспериментальном подтверждении эффективности предложенного подхода с точки зрения уменьшения времени классификации без снижения характеристик достоверности и помехозащищенности для баз реальных визуальных данных.

Перспективы исследования связаны с построением процедур построения систем признаков, учитывающих степень отличия между собой подмножеств как схожих, так и несхожих элементов описаний. Другим важным направлением есть определение оптимального в некотором смысле числа элементов базового множества, задающих число классов для характерных признаков.

1. *Гороховатский В.А.* Структурное распознавание изображений на основе моделей голосования признаков характерных точек / В.А. Гороховатский, Е.П. Путятин // Реєстрація, зберігання і оброб. даних. — 2008. — Т. 10, № 4. — С. 75–85.

2. *Bay H.* Surf: Speeded up Robust Features / H. Bay, T. Tuytelaars, L. Van Gool // European Conference on Computer Vision. — 2006. — P. 404–417.

3. *Гороховатский В.А.* Формализм мультимножеств в задачах структурного распознавания и поиска в базах видеоданных / В.А. Гороховатский, Ю.А. Куликов // Искусственный интеллект. — 2012. — № 1. — С. 76–85.

4. *Gorokhovatskiy V.A.* Compression of Descriptions in the Structural Image Recognition / V.A. Gorokhovatskiy // Telecommunications and Radio Engineering. — 2011 — Vol. 70, N 15. — P. 1363–1371.

5. *Маннинг К.Д.* Введение в информационный поиск / К.Д. Маннинг, П. Рагхаван, Х. Шютце; пер. с англ. — М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2011. — 528 с.

6. *Шапиро Л.* Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман; пер. с англ. — М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. — 752 с.

7. *Комп'ютерні науки та інформаційні технології (CSIT2009)* / Матер. IV Міжн. наук.-техн. конф., Львів, 15–17 жовтня 2009. — Львів: Вежа і Ко. — 513 с.

8. *Бутенков С.А.* Грануляция и инкапсуляция в системах эффективной обработки многомерной информации / С.А. Бутенков // Искусственный интеллект. — 2005. — № 4. — С. 106–115.

9. *Гороховатский В.А.* Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении (монография) / В.А. Гороховатский. — Х.: Компания СМИТ, 2014. — 316 с.

Поступила в редакцию 10.09.2014