

В.А. Гороховатский¹, Ю.А. Куликов², А.Е. Берестовский²¹ХИБД УБД НБУ, г. Харьков, Украина, e-mail: gorohovatsky@gmail.com²ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, e-mail: toxab@mail.ru

ПОСТРОЕНИЕ И ПРИМЕНЕНИЕ ФУНКЦИИ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ ДЛЯ РЕЗУЛЬТАТИВНОГО СТРУКТУРНОГО АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ

Обсуждается построение функции принадлежности для системы структурного распознавания изображений на основе голосования. Детализация свойств признаков позволяет осуществить компрессию или редукцию описаний для сокращения вычислительных затрат. Приведены результаты экспериментов по анализу и классификации в базах изображений.

РАСПОЗНАВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ, СТРУКТУРНЫЕ МЕТОДЫ, ОТНОШЕНИЕ БЛИЗОСТИ ПРИЗНАКОВ, ФУНКЦИЯ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ, УНИКАЛЬНЫЙ ПРИЗНАК, СЖАТИЕ ОПИСАНИЯ, БАЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ, КЛАССИФИКАЦИЯ

Введение

В структурных методах распознавания изображений в качестве описания, по которому принимается решение о классе объекта, употребляют множество числовых векторов (дескрипторов) [1]. Дескрипторы – это характерные признаки (ХП) изображения, которые вычисляются путем применения соответствующих методов (например, SURF [2]) и содержат инвариантную к геометрическим преобразованиям информацию о функции яркости фрагментов объекта. Структурное описание $Z \subset R^n$ представляют как конечное мультимножество. Метод SURF формирует описание $Z \subset R_1^n$, $R_1^n = \{z \in R^n, \|z\| \approx 1\}$, $R_1^n \subset R^n$, R_1^n – подмножество n -мерных вещественных векторов с евклидовой нормой, близкой к единице: $\|z\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n z_i^2} \approx 1$.

Основа структурного распознавания – процедура голосования структурных элементов (ХП), в результате чего определяется эталон, которому отдано наибольшее число голосов признаков анализируемого объекта [3].

Пути повышения эффективности подхода связаны с такими направлениями, как редукция (сокращение числа структурных признаков путем фильтрации), трансформация признаков пространства к векторному описанию, комбинирование элементов описания и их пространственных характеристик, усовершенствование процедур голосования, групповое принятие решения и др. [1, 4]. В конечном итоге, эффективность распознавания определяется предметом анализа (база изображений), выбранным методом и соответствующей системой признаков.

Исходя из сути структурного распознавания путем голосования, можно сказать, что его результат определяется тем, за какой из эталонов проголосовал состав ХП объекта, т.е. каким образом сгруппировались голоса пакета векторов объекта за тот или иной класс.

Стержневым моментом, всецело влияющим на результат и качество распознавания, есть

схожесть значений ХП как внутри описания, так и между описаниями эталонов. Как правило, она оценивается значением евклидова расстояния $\rho(z_i, z_k) = \sqrt{\sum_v [z_i(v) - z_k(v)]^2}$ между векторами z_i, z_k ХП. Степень близости признаков в рамках описания или базы описаний можно оценить на основе построения отношений на множествах ХП [1]. Внедрение аппарата отношений близости сулит новые возможности по усовершенствованию распознавания за счет учета индивидуальных свойств признаков.

Целью настоящей работы есть построение метода распознавания на основе анализа отношения близости структурных признаков в базе изображений, где наряду со значением признака используется вычисленная характеристика степени его принадлежности к эталонному классу. Учет показателя принадлежности позволяет детализировать влияние элементов описания на конечный результат, а также осуществить компрессию описаний для сокращения вычислительных затрат.

Задачи исследования: формализация процедуры для вычисления меры принадлежности элемента описания эталону, редукция признаков и модификация структурных моделей распознавания с применением функции принадлежности, проведение компьютерного моделирования для подтверждения результативности предложенного подхода.

1. Построение и анализ отношений на множестве элементов структурного описания

Пусть $Z = \{z_i\}$ – конечное множество элементов, образующих описание, $z_i, z_k \in Z$. Зададим порог $\delta > 0$ и функцию расстояния $\rho(z_i, z_k)$ для пары $z_i, z_k \in Z$. Рассмотрим на множестве Z бинарное отношение $\Theta \subseteq Z \times Z$:

$$\Theta = \{(z_i, z_k); z_i, z_k \in Z \mid \rho(z_i, z_k) \leq \delta\}, \quad (1)$$

которое определяет близость элементов $z_i, z_k \in Z$ с точностью δ . На основе анализа всех расстояний для элементов Z можно выделить кластеры

«одинаковых» элементов [1]. Условие $\rho(z_i, z_k) \leq \delta$ (замкнутый шар радиуса δ с центром в z_i или z_k) в (1) определяет бинарное отношение подобия Θ . Отношение (1) для произвольного элемента задает его окрестность в R_1^n , которой принадлежат эквивалентные ему элементы.

Можно увидеть, что отношение (1) обладает свойствами рефлексивности, т.к. $\forall z_i$ выполнено $\rho(z_i, z_i) \leq \delta$, и симметричности: $\rho(z_i, z_k) = \rho(z_k, z_i) \leq \delta$. В то же время, это условие не задает разбиение Z , т.к. из $\rho(z_i, z_k) \leq \delta$ и $\rho(z_i, z_*) \leq \delta$ не следует выполнение $\rho(z_*, z_k) \leq \delta$ (отсутствует транзитивность). Из условий $z_i \Theta z_k$ и $z_i \Theta z_*$ не следует $z_* \Theta z_k$, т.е. отношение Θ в строгом математическом смысле не является эквивалентностью.

Отношения, обладающие рефлексивностью и симметричностью, но не транзитивностью, получили название толерантности [6]. Два элемента толерантны, если существует подмножество (класс), содержащее эти элементы. Система классов толерантности образует покрытие множества. Эквивалентность – частный случай отношения толерантности. Когда толерантность оказывается транзитивной, т.е. превращается в свой частный случай – эквивалентность, то классы толерантности становятся классами эквивалентности. Структура, обусловленная двуместной функцией принадлежности для четких множеств, определяет транзитивное отношение между парами точек следующим образом: из высказываний « x принадлежит тому же кластеру, что и y » и « y принадлежит тому же кластеру, что и z » следует « x принадлежит тому же кластеру, что и z » [5].

Наряду с (1) для каждого $z_i \in Z$ рассмотрим также унарное нечеткое отношение A принадлежности множеству [5], которое характеризуется значением функции принадлежности $a = A(z_i) \in [0, 1]$. Одноместное отношение A при фиксированном $A(z_i)$ определяет четкое подмножество $A \subseteq Z$.

Представляется целесообразным развитие методов распознавания на основе использования значений функции принадлежности признака эталону, которая учитывает индивидуальные особенности признака. Для учета влияния на результат распознавания логично построить функцию принадлежности $A(z_i)$, основываясь на свойстве подобия элементов в рамках бинарного отношения толерантности (1).

2. Вычисление степени принадлежности признака эталону из базы описаний

Пусть $Z = \{z_k\}_{k=1}^s$ – конечное множество s элементов, образующих описание. Для каждого $z_k \in Z$ в соответствии с аппаратом нечетких множеств рассмотрим величину $A(z_k) = a_k, a_k \in [0, 1]$, которая характеризует степень принадлежности z_k множеству Z , т.е. нечеткое подмножество A

множества Z . Как правило, степень принадлежности – некоторая субъективная оценка, определяющая нечеткое множество.

Если провести индексацию элементов A по правилу $A(z_i) \geq A(z_j)$ при $i > j$, то полученному нечеткому множеству на основе фиксированного $a \in [0, 1]$ можно поставить в соответствие кортеж A_α четких подмножеств из Z , называемых уровнями множествами нечеткого множества A [5]. Подмножество $A_\alpha \subseteq Z$ α -уровня определяется как

$$A_\alpha = \{z \in Z \mid A(z) \geq \alpha\}. \quad (2)$$

Другими словами, A_α – это четкое подмножество Z , которое содержит элементы, степень принадлежности которых выше α . Каждое нечеткое множество может быть составлено из его уровней множеств [5]. В частном случае $A_\alpha = \emptyset$. Конструкция (2) может послужить основой для осуществления редукции Z , если в значение α вкладывать, например, смысл уровня «важности» признака. За счет построения (2) может быть отобрано подмножество значимых признаков с высоким уровнем α .

Обсудим процедуру построения множества A на основе множества ХП для базы изображений, т.е. прямой способ вычисления значения a_k функции принадлежности. Для элемента $z_k \in Z$ и заданного δ_z определим число c_k его «повторений» [7]:

$$c_k = \sum_{v=1, s}^{-1} 1(\rho(z_k, z_v) \leq \delta_z), \quad (3)$$

где $\rho(z_k, z_v)$ – метрика для $z_k, z_v \in Z$;

$$1(\rho(z_k, z_v) \leq \delta_z) = \begin{cases} 1, \rho(z_k, z_v) \leq \delta_z \\ 0, \rho(z_k, z_v) > \delta_z \end{cases}.$$

Таким образом, $c_k \in C_+$ – это число элементов Z , эквивалентных $z_k \in Z$ с точностью δ_z в соответствии с предикатом $1(\rho(z_k, z_v) \leq \delta_z)$, C_+ – множество целых неотрицательных чисел. Параметр δ_z определяет порог эквивалентности элементов.

Рассмотрим базу изображений из J эталонов и множество $\{Z^i\}_{i=1}^J$ эталонных описаний. Для каждого из элементов $z_{ik} \in Z^i$ подсчитаем, сколько раз он встречается в эталоне Z^i , а также в полной базе из J эталонов. В результате вычислим параметр β_{ik} :

$$\beta_{ik} = c_{ik} / c_{ik}^J; \beta_{ik} \in [0, 1], \quad (4)$$

где c_{ik} – число (3) эквивалентных z_{ik} элементов в i -м эталоне Z^i , c_{ik}^J – значение (3) для элемента z_{ik} в полной базе $\{Z^i\}_{i=1}^J$.

Значение (4) есть доля элементов, подобных элементу z_{ik} в i -том эталоне среди общего числа таких элементов всей базы. Этапом процесса вычислений является определение значения (3) для отдельных эталонов, поэтому величина (4) может быть получена и проанализирована для каждого из

эталонов Z^i базы в отдельности. В частности, это можно использовать для выявления двух наиболее схожих эталонов.

Величина β_{ik} , судя по (4), изменяется на отрезке $[0,1]$, при $\beta_{ik} \rightarrow 1$ степень уникальности z_{ik} в базе наибольшая, при $\beta_{ik} \rightarrow 0$ элемент z_{ik} теряет уникальность и фактически становится непригодным для распознавания. Например, если элемент встречается исключительно в «своем» эталоне, то $\beta_{ik} = 1$. Если в базе все элементы равны, то $\beta_{ik} = s_i/s$, где s_i, s — мощности Z^i, Z . Величины (3), (4) полностью определены параметром δ_z .

Отметим, что коэффициенты β_{ik} , кроме вычисления по формуле (4), могут также устанавливаться экспертом в интерактивном режиме, исходя из принципа их визуальной значимости для распознавания. В таком варианте анализ обсуждаемых моделей наиболее адекватен нечеткому представлению.

Процедуру вычисления функции принадлежности для компонентов базы эталонов формулируем как последовательность шагов:

- 1) формирование множества $\{Z^i\}_{i=1}^J$ элементов описаний базы объектов;
- 2) вычисление для каждого элемента значения (3) при заданном δ_z ;
- 3) определение значений функции принадлежности (4) для каждого признака.

3. Редукция признаков и распознавание на основе меры β_{ik}

По результатам вычислений получено расширенное описание эталона Z^i в виде $Z^i(\beta) = \{z_{ik}, \beta_{ik}\}$, где каждый элемент рассматривается вместе с параметром, отражающим степень его принадлежности эталону. При изменении содержания базы $\{Z^i\}_{i=1}^J$ коэффициенты β_{ik} необходимо пересчитать, т.к. они полностью обусловлены базой описаний.

Множество коэффициентов $\{\beta_{ik}\}$ может послужить основой для системного анализа или трансформации описаний базы в целях улучшения результативности распознавания. Понятно, например, что элементы с низким значением β_{ik} можно без ущерба исключить из описаний (редукция), ибо их значимость для распознавания невелика из-за значительного числа подобных элементов в составе других эталонов.

На основе применения синтезированного критерия осуществим редукцию $\Psi: Z^i \rightarrow Z^{i*}$ эталонных описаний в виде

$$Z^{i*} = \{z_{ik} \in Z^i \mid \beta_{ik} \geq \delta_\beta\}, \quad (5)$$

где δ_β — априорный порог уровня значимости, $\delta_\beta \in [0,1]$, Z^{i*} — редуцированное (сжатое) описание, $\text{card}(Z^{i*})$, $\text{card}(Z^i)$, $\text{card}(Z^i)$ — мощность множества.

Еще одним вариантом отсечения Ψ незначимых признаков есть применение к Z^i индексации (упорядочивания) $\text{Ind}_u(Z^i, \beta_{ik}, u)$ по значению β_{ik} . В результате формируем подмножество из u элементов с наибольшими β_{ik} , т.е.

$$Z^i = \{z_{ik} \in Z^i \mid \text{Ind}_u(Z^i, \beta_{ik}, u)\}. \quad (6)$$

Эффективность редукции (5) в плане быстродействия распознавания зависит от числа s_i^* сформированных элементов сжатого описания Z^{i*} . Отметим, что δ_β здесь выступает параметром при оптимизации качества распознавания. Эффективность редукции (6) определяется отношением s_i/u .

Сумма значений β_{ik} в пределах базы равна 1, хотя β_{ik} могут быть вычислены на основе иных принципов. Теоретически после осуществления редукции для определения значимости новой системы признаков показатель (4) должен быть пересчитан.

По результатам вычислений (4) и редукции (5), (6) можно получить интегральные характеристики для исходного и преобразованного описаний

$$\beta_i = \sum_k \beta_{ik}. \quad (7)$$

Чем ближе значение суммы (7) к числу s_i элементов i -го эталона, тем выше степень различения этого эталона в базе. Этот вывод обусловлен соотношениями $\beta_{ik} \geq 0$ и $\max \beta_{ik} = s_i$.

Редукция множества признаков — это способ компрессии данных в целях снижения затрат на распознавание. На материале базы описаний путем вычисления β_{ik} фактически осуществляется обучение. Здесь можно говорить об оптимизации, где редукция признаков оптимизирует критерий вида (7), отражающий интегральные свойства системы признаков на основе функции принадлежности или отклонения этого значения от желаемого.

Отметим, что вычисления характеристик принадлежности и трансформация пространства признаков осуществляются на предварительном этапе формирования описаний базы и в конечном итоге никак не влияют на быстродействие распознавания. В то же время за счет редукции признаков существенно снижаются вычислительные затраты и, как результат, повышается быстродействие процедур принятия решений о классе объекта [1].

Процедура распознавания может быть построена с учетом степени принадлежности β_{ik} , что обеспечивает углубленный индивидуальный анализ значений и важности признаков, а это в целом благоприятствует повышению достоверности классификации.

Для распознаваемого объекта построить нечеткое описание предложенным способом трудно из-за помех и неточностей, поэтому классификация на основе прямого вычисления подобия двух

нечетких описаний усложнена. В таком случае распознавание традиционно строим на установлении оптимального подобия анализируемых и эталонных элементов. Вместо подсчета числа голосов в модифицированном методе суммируем значения β_{ik} для эталонных признаков, которым соответствует наибольшее подобие. В результате визуальный объект относим к классу j в соответствии с правилом

$$j = \arg \max_{i=1, \dots, J} \sum_k \beta_{ik} . \quad (8)$$

На основе отношения (1) имеется возможность построить разбиение множества $\{Z^i\}_{i=1}^J$ на классы эквивалентных элементов. Вариантом может быть кластеризация на множестве $\{Z^i\}_{i=1}^J$. Другим вариантом может быть формирование нечетких классов ХП.

На основе процедуры группировки формируем из базы описаний r кластеров. Переходим от описаний эталонов-множеств к векторному представлению [4]:

$$R: Z^i \rightarrow h , \quad (9)$$

где $h = (h_1, \dots, h_r), h_k \in C_+$ – вектор размерности r .

Преобразование (9) значительно упрощает сопоставление, т.к. вычисление меры для множеств трансформируется к определению меры векторов, за счет чего вычислительные затраты на распознавание снижаются в десятки раз [4]. Конструкция преобразования базы представлена на рис. 1.



Рис. 1. Схема преобразования описаний

4. Результаты компьютерного моделирования

Наши предыдущие исследования показали [4], что для разных баз изображений наиболее приемлемые для прикладного применения есть значения порога δ из отрезка $[0,64; 0,8]$. На рис. 2 приведены изображения 180×180 пикселей из базы гербов европейских государств, которая содержит 54 изображения. Количество ХП в описаниях SURF для изображений рис. 2 составило 84, 116, 82, 60.

На рис. 3 показаны множества сформированных ХП, а также подмножества из 10 ХП с наибольшими значениями β_{ik} в базе. Конкретно, для изображения 3, $г$ десять наименьших значений β_{ik} равны: 0.159, 0.164, 0.167, 0.173, 0.174, 0.178, 0.184, 0.186, 0.187, 0.188, а 10 наибольших значений β_{ik}

равны: 0.254, 0.242, 0.239, 0.232, 0.225, 0.224, 0.219, 0.211, 0.208, 0.206. Такие значения говорят о том, что для изображения 3, $г$ наблюдается незначительный уровень схожести ХП в данной базе, а значит, степень распознаваемости этого изображения в построенном пространстве признаков достаточно высока.



Рис. 2. Примеры из базы изображений гербов европейских государств

Рисунок 4 содержит гистограммы значений β_{ik} для изображений 2, $а$ (84 признака) и 2, $г$ (60 признаков). По горизонтальной оси – порядковые номера ХП. Огибающая гистограммы рис. 4 справа и слева проходит примерно на одном уровне. Лишь отдельные признаки для изображения 2, $а$ существенно отклоняются от среднего значения 0,2. Поэтому делаем вывод, что в целом различие признаков изображений 2, $а$ и 2, $г$ примерно одинаково.



Рис. 3. Примеры изображений 2, $а$ (а) и 2, $г$ (в) с множеством ХП и 10-тью ХП с наибольшими значениями β_{ik} (б, г)

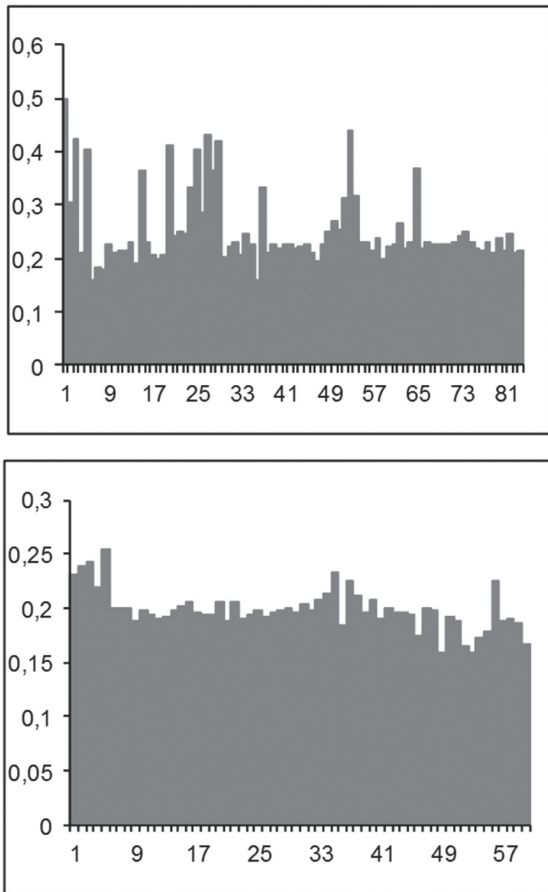


Рис. 4. Гистограммы значений β_{ik} для изображений 2, а и 2, г

Прямые подсчеты показывают: если число признаков для изображения 2, г сократить до 10, то объем данных сократится в 6 раз (с 60 изначальных ХП), а выигрыш в быстродействии распознавания составит примерно 2,5 раза.

Моделирование показало, что для полной базы гербов при редукции описаний эталонов до 10 признаков с наименьшими значениями β_{ik} в соответствии с предложенным методом сохраняется безошибочное распознавание.

Проведено также моделирование метода классификации в условиях искажения входных изображений аддитивным шумом с нормальным распределением (нулевое мат. ожидание). Рисунок 5 демонстрирует изображения с разным уровнем шума и множество выделенных ХП.

Таблица 1 содержит сравнительные результаты моделирования в условиях аддитивных помех на основе 10 наиболее уникальных признаков эталонов для разработанного и традиционного метода.

Результаты табл. 1 показывают, что распознавание по 10 уникальным признакам обладает примерно такой же помехозащищенностью, как и традиционный метод, при этом быстродействие распознавания возросло более чем в 2,5 раза, а объем хранимой информации для данной базы изображений уменьшился в 9 раз.

Таблица 1

Вероятность правильного распознавания

Метод	СКО шума		
	70	100	150
10 уникальных ХП	1.0	0.9	0.5
Традиционный метод	1.0	1.0	0.6

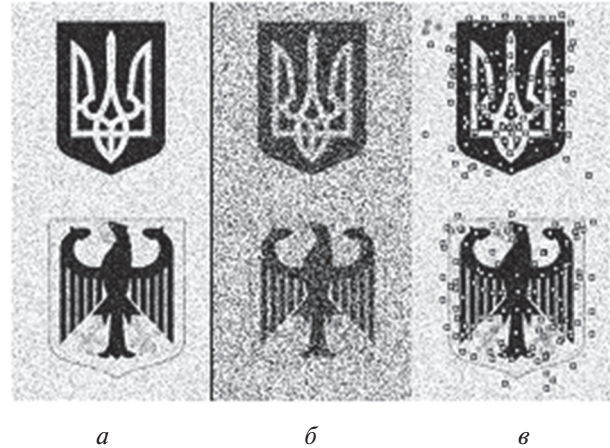


Рис. 5. Пример изображений 2, а и 2, г, искажённых аддитивным шумом (а – СКО = 50; б – СКО = 150), результаты выделения ХП при шуме с СКО = 50 (в)

Выводы

Индивидуальный учет влияния признаков в виде весовых коэффициентов в структурном распознавании на основе голосования позволяет сосредоточиться на подмножестве ключевых признаков, что улучшает достоверность распознавания и позволяет осуществить редукцию признаковой системы в целях сокращения вычислительных затрат. Для компрессированной системы признаков сохраняется высокий уровень качества, оцениваемый значением вероятности правильного распознавания. Предложенную в статье процедуру можно характеризовать как элемент обучения и более глубокого анализа процесса распознавания для базы изображений.

Весовые коэффициенты признаков вычисляем в соответствии с процедурой, учитывающей степень их подобия на множестве эталонов базы описаний. Другим способом может быть экспертное оценивание за результатом визуального анализа расположения признака относительно других и установления его важности в задаче распознавания.

Научная новизна проведенного исследования состоит в построении и эффективном применении функции принадлежности для системы структурного распознавания изображений на основе голосования. Это позволяет перейти к редуцированному описанию базы эталонов, и как результат, к увеличению быстродействия распознавания.

Практическая ценность – получение оценок эффективности применения значений функции

принадлежности для конкретных прикладных примеров баз изображений. Проведенные эксперименты подтверждают результативность предложенных модификаций.

Перспективой исследования есть построение иерархических систем, где с повышением уровня последовательно сжимается пространство структурных признаков и сокращаются вычислительные затраты. На новом высшем уровне представления необходимо осуществить пересчет значений функции принадлежности. Критерием останковки функционирования такой конструкции можно считать достижение функцией принадлежности некоторого минимума, при котором признаки разных эталонов станут неразличимы между собой.

Список литературы: 1. *Гороховатский В.А.* Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении: монография / В.А. Гороховатский. — Х.: Компания СМИТ, 2014. — 316 с. 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. *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. 4. *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. 5. Нечеткие множества и теория возможностей. Последние достижения [под ред. Р. Ягера]; пер. с англ. —

М.: Радио и связь, 1986. — 408 с. 6. *Шрейдер Ю.А.* Равенство, сходство, порядок / Ю.А. Шрейдер. — М.: Наука, 1971. — 256 с. 7. *Гороховатский В.А.* Грануляция значений признаков объектов как способ повышения результативности методов структурного распознавания / В.А. Гороховатский, Ю.А. Куликов // Реєстрація, зберігання і обробка даних. — 2014. — Т. 16, № 3. — С. 67–78.

Поступила в редколлегию 20.01.2015

УДК 004.932.2:004.93'1

Побудова та застосування функції належності для результативного структурного аналізу зображень / В.О. Гороховатський, Ю.А. Куліков, А.Є.Берестовський // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. — 2015. — № 1 (84). — С. 13–18.

В роботі запропоноване застосування функції належності для системи структурного розпізнавання зображень на основі голосування. Представлені результати експериментів по аналізу та класифікації об'єктів в базах зображень.

Л. 5. Табл. 1. Бібліогр.: 7 найм.

UDC 004.932.2:004.93'1

Construction and Application of membership functions for efficient structural analysis of images / V.A. Gorokhovatsky, U.A. Kulikov, A.E. Berestovskyi // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. — 2015. — № 1 (84). — P. 13–18.

This paper provides the use of membership functions for the system structure of image recognition based on voting. The results of experiments on the analysis and classification of images in databases of images were shown.

Fig. 5. Tab. 1. Ref.: 7 items.