

У статті розглянуті розроблені модулі системи розпізнавання образів, які відповідальні за формування ознак і прийняття рішень при класифікації. У ході експериментальних досліджень було з'ясовано, що ознаки, отримані після ортогонального перетворення просторового спектра відеозображення, мають зайву інформативність, що дозволяє зменшити їх кількість при використанні в розробленому правилі прийняття рішень

Ключові слова: розпізнавання, ознака, перетворення Фур'є, власні вектори, вирішальне правило, коефіцієнт Дайса

В статье рассмотрены разработанные модули системы распознавания образов, которые ответственны за формирование признаков и принятие решений при классификации. В ходе экспериментальных исследований было выяснено, что признаки, полученные после ортогонального преобразования пространственного спектра видеозображения, обладают излишней информативностью, что позволяет уменьшить их количество при использовании в разработанном правиле принятия решений

Ключевые слова: распознавание, признак, преобразование Фурье, собственные векторы, решающее правило, коэффициент Дайса

МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ ПОДВИЖНЫХ ОБЪЕКТОВ ПО ИХ ВИДЕО- ИЗОБРАЖЕНИЯМ

М. А. Анохин

Аспирант

Кафедра радиоэлектронных систем

Харьковский национальный университет

радиоэлектроники

пр. Ленина, 14, г. Харьков, Украина, 61166

E-mail: anokmik@gmail.com

1. Введение

Стремительный рост вычислительной мощности современных устройств позволяет разрабатывать системы распознавания образов, которые работают в реальном масштабе времени. Важность данных систем обусловлена более эффективной автоматизацией существующих технологических процессов, поскольку система минимизирует влияние человеческого фактора. Однако на данный момент количество оперативных систем распознавания образов находящихся в свободном доступе мало, поэтому данная статья описывает разрабатываемую систему распознавания образов, способную работать в реальном времени. Применение модульной структуры при построении системы позволяет более эффективно совершенствовать технические характеристики. Большое внимание уделяется разработке модулей формирования признаков и правила принятия решений. Определение наиболее информативных признаков сжимает описание образов, что ускоряет работу системы при распознавании. В статье рассматривается метод формирования признаков в частотном пространстве с последующим ортогональным преобразованием спектра образа. Также для системы распознавания образов важен модуль принятия решений, который осуществляет классификацию входных образов и фактически отражает качество работы системы в комплексе. В настоящее время предложено большое количество различных методов для применения в решающем правиле, а разрабатываемая система использует критерий Дайса для определения подобия образов.

2. Анализ литературных данных

Процесс формирования признаков существенно влияет на качество распознавания входных образов, и построение оптимального алгоритма возможно после определения набора признаков достаточного для классификации образов. Разработанные на данный момент методы формируют такие информативные признаки как цвет, текстура или форма. В большинстве методов используется цвет для выделения наиболее качественных характеристик, поскольку такие признаки не зависят от положения и размеров изображения, а также устойчивы в отношении к зашумленному фону [1]. Гистограмма является одним из источников формирования признаков, так как показывает суммарную интенсивность трех цветовых каналов. При использовании такого подхода, чувствительность к шуму уменьшается путем применения кумулятивных методов, учитывающих разреженность гистограммы. Уменьшение влияния эффекта дискретизации можно добиться использованием метода цветových моментов. Моменты, характеризующие распределение цвета для n отсчетов цветового тона, рассчитываются по следующим формулам [2]

$$E_i = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} p_{i,j}, \quad \sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} (p_{i,j} - E_i)^2},$$

$$S_i = \sqrt[3]{\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} (p_{i,j} - E_i)^2}, \quad (1)$$

где $p_{i,j}$ – значение i -го цветового тона в j -ом пикселе изображения, E_i – средняя величина, σ_i – среднеква-

дратическое отклонение, S_i – коэффициент асимметрии.

Также в процессе формирования признаков применяются текстуры, не зависящие от цвета или яркости и содержащие информацию о структурном расположении элементов поверхности. К параметрам, характеризующим изображения текстуры, относятся зернистость, контраст и степень направленности [3]. Среднее количество максимумов в исходном изображении и в полученном после автокорреляции определяет зернистость соответственно формуле

$$C_s = \frac{2 \times m \times n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \max_x(i, j) \times m + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \max_y(i, j) \times n} \quad (2)$$

Для расчета контраста используется произведение среднего модуля градиента автокорреляционной функции (M_a) относительного числа точек, с модулем

больше некоторого порога $\left(\frac{N_t}{n \times m}\right)$, и зернистости

$$C_t = \frac{M_a \times N_t \times C_s}{n \times m} \quad (3)$$

Количество точек, обладающих основным направлением, позволяет оценить степень направленности

$$N_{\theta_d} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \theta_d(i, j)}{n \times m} \quad (4)$$

Границы или области изображения используются для представления признаков в виде определенной формы. При таком подходе признаками являются рассчитанные по области изображения моменты распределения яркости или коэффициенты Фурье [4].

Описанные в литературе принципы построения правил принятия решений возможно поделить на несколько категорий, основанные на применении дистанционных метрик, статистических методов и нейронных сетей. Решающее правило, основанное на использовании дистанционных метрик, позволяет определить расстояние между двумя образами. Вследствие простоты реализации часто используется Евклидовое расстояние [5]

$$d(A, B)_{\text{Евк.}} = \sqrt{\sum_{i=1}^n |A_i - B_i|^2} \quad (7)$$

где A, B – набор признаков входного образа и образа из базы данных, соответственно. Однако расчет дистанции между разными изображениями при малых искажениях может давать меньшее расстояние, чем между одинаковыми изображениями, поэтому необходимо рассмотреть дистанционную метрику Манхэттена [6]. Траектория для расчета расстояния прокладывается по сетке зданий, равномерно расположенных в городских кварталах, и перемещение может осуществляться в любом направлении, за исключением диагональных. Дистанция рассчитывается по формуле

$$d(A, B)_{\text{Манх.}} = \sum_{i=1}^n |A_i - B_i| \quad (8)$$

Обобщением метрики Манхэттена является дистанционная метрика Минковского, рассчитываемая по формуле

$$d(A, B)_{\text{Манх.}} = \sqrt[k]{\sum_{i=1}^n |A_i - B_i|^k} \quad (9)$$

Формула для расчета расстояния становится дистанционной метрикой Чебышева, если параметр k в формуле Минковского стремится к бесконечности

$$d(A, B)_{\text{Чеб.}} = \max_i |A_i - B_i| \quad (10)$$

Байесовская теория принятия решений является фундаментальным статистическим подходом при построении классификаторов. Для определения различия двух образов может быть использован максимум апостериорной вероятности [7]

$$P(x | R_i) p(R_i) = \max_j (P(x | R_j) P(R_j)) \quad (11)$$

где x – входной образ; R_i, R_j – образы классов, находящиеся в базе данных системы. Тогда образ, значение апостериорной вероятности которого будет наибольшим, соответствует изображению, поступившему на вход системы. Однако поскольку точно предположить значение апостериорной вероятности невозможно, то данный метод затруднительно применить на практике. Для решения данной проблемы используется критерий Неймана-Пирсона, максимизирующий вероятность правильного распознавания [8]. При разделении классов гиперплоскостями необходимо использовать минимаксный критерий, основой которого является принцип минимизация вероятности максимума ошибочной классификации.

При построении классификаторов также используются искусственные нейронные сети. Такие сети состоят из узлов, которые могут быть представлены как многослойные перцептроны [9]. Гиперплоскости, которые разделяют классы из базы данных, формируются в процессе обучения нейронной сети. После обучения для каждого набора входных параметров становится возможным определить набор выходных значений, классифицирующий входной образ. Однако использование нейронных сетей при распознавании образов затруднительно, поскольку процесс обучения занимает длительное время при большом количестве классов в коллекции.

3. Цель и задачи исследования

Цель исследования – изучение актуальных методов формирования признаков и правил принятия решений для последующего выбора перспективного направления для разработки соответствующих модулей системы распознавания образов, способной функционировать в реальном масштабе времени.

Для достижения поставленной цели необходимо определить эффективное направление для проектирования собственных модулей формирования признаков образов и решающего правила, разработать прототип

системы распознавания образов для проведения экспериментальных исследований, подготовить входные образы и образы из базы данных, оценить эффективность работы разработанных методов.

4. Использование пространственного спектра изображения для формирования информативных признаков подвижного объекта

В настоящее время перспективным направлением получения вторичных информативных признаков является использование ортогональных преобразований. Для этого необходимо, чтобы изображение было представлено в виде двумерной дискретной функции, значения которой определяют уровень серого в каждой точке изображения [2]. Затем для данных изображений рассчитывается двумерное прямое преобразование Фурье

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)}, \quad (5)$$

где $x \in [0, M-1]$, $y \in [0, N-1]$.

Массив полученных значений соответствует амплитудам колебаний пространственных частот изображения, которые определяют набор синусоидальных компонентов яркости на единицу длины и периодические изменения уровня серого на плоскости изображения. Характерные изменения яркости изображения описываются точками вблизи начала координат, а границы объектов или шум – точками, удаленными от центра. Далее рассчитывается значение модуля пространственного спектра изображения

$$|F(u, v)| = \sqrt{R(u, v)^2 + I(u, v)^2}, \quad (6)$$

где $R(u, v)$, $I(u, v)$ – действительная и мнимая часть $F(u, v)$.

Переход во вторичное пространство осуществляется путем применения ортогонального преобразования к значениям усредненного спектра, представленным симметричной матрицей и полученным из ансамбля реализаций спектров по набору признаков. После этого будут определены собственные значения $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ и соответствующие собственные векторы, которые являются эффективными информативными признаками при их использовании в решающем правиле системы распознавания образов в видеопотоке.

5. Алгоритм использования критерия подобия Дайса для принятия решений

Правило принятия решений, основанное на использовании критерия подобия Дайса, было разработано и исследовано при классификации входных образов, представленных двумерным спектром видеозаписи [10]. Для расчета коэффициентов подобия (D) по формуле

$$D(A, B) = \frac{2 \times \sum_{i=1}^n a_i b_i}{\sum_{i=1}^n a_i^2 + \sum_{i=1}^n b_i^2} \quad (12)$$

используются собственные векторы, полученные после ортогонального преобразования двумерного спектра. Образ, поступивший на вход системы, соответствует некоторому классу из коллекции, если полученное значение подобия больше определенного порогового значения. Получение больших значений подобия для наиболее схожих образов обеспечивается тем, что малозначительные элементы набора признаков при распознавании не учитываются. Модуль правила принятия решений (рис. 1) имеет доступ ко всем образам классов базы данных.

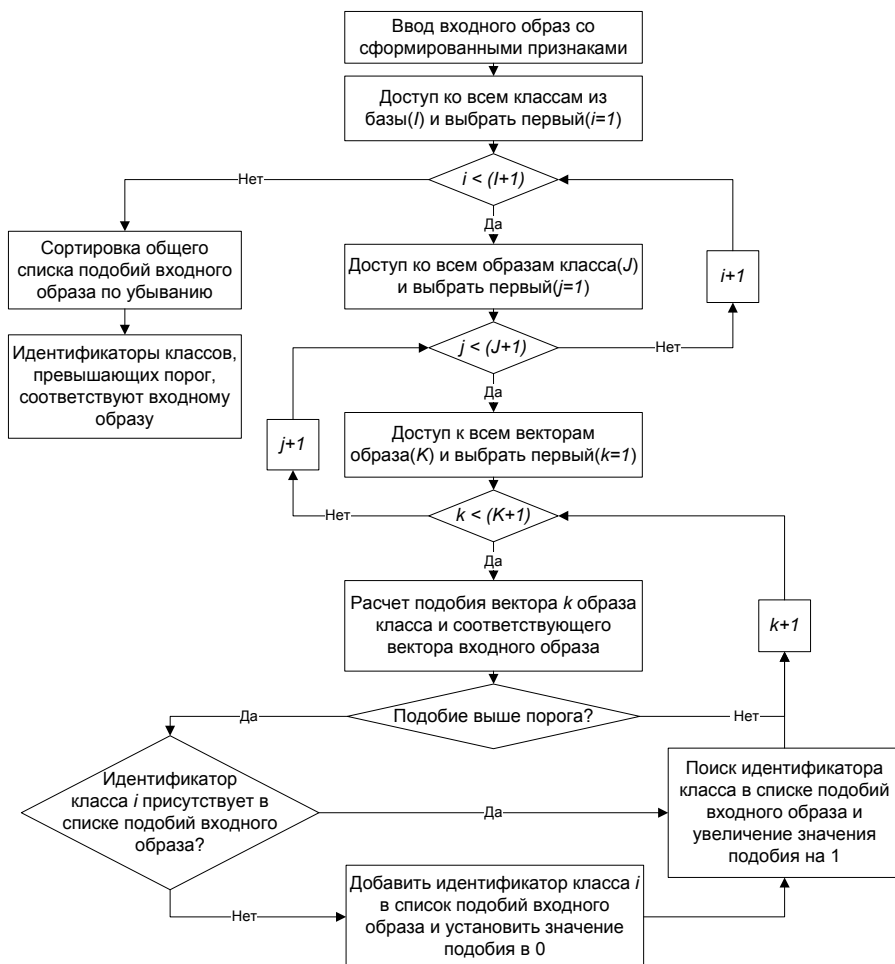


Рис. 1. Правило принятия решений для классификации объектов

Когда на вход системы распознавания поступит образ, начинают формироваться признаки для данного образа, и они сравниваются с признаками образов из коллекции. Идентификатор класса заносится в список подобных классов для входного образа, если значение подобия больше определенного уровня, а результат распознавания отображается на дисплее вычислительной системы.

6. Эмпирическая оценка качества работы системы распознавания образов

Эффективность работы системы распознавания образов оценивается путем использования предварительно подготовленных баз данных образов для классов и входных образов. На рис. 2, 3 показаны зависимости значений данных параметров относительно количества используемых векторов в модуле правила принятия решений. При запуске система формирует признаки для каждого образа, после чего проверяет соответствие входных образов к образам из классов при помощи разработанного правила принятия решений.

Характерным для большинства исследований является наблюдение того, что использование большого количества векторов признаков при распознавании входных образов приводит к ухудшению качества распознавания. Такая ситуация объясняется тем, что наиболее информативные признаки расположены в первых собственных векторах образа, а оставшиеся векторы имеют значительно меньшие значения, близкие к порогу шумовой величины, поэтому данные векторы необходимо исключить при расчете коэффициентов Дайса.

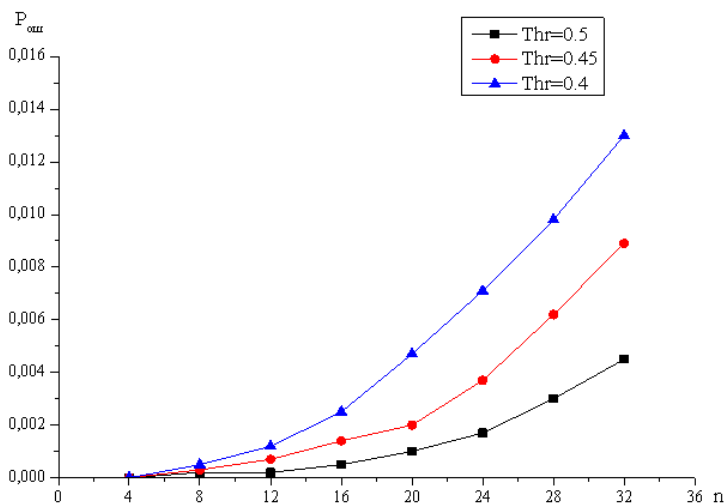


Рис. 2. Зависимость вероятности ошибочного распознавания (P_{ош}) от количества собственных векторов

Также разрабатываемая система распознавания образов ограничивает количество используемых собственных векторов, что позволяет нормировать значения списка подобий входного образа и ввести понятие

порога идентификации (Thr), ограничивающего классы, попадающие в список подобий входного образа. В ходе экспериментальных исследований было выяснено, что увеличение данного параметра положительно влияет на качество работы прототипа системы распознавания.

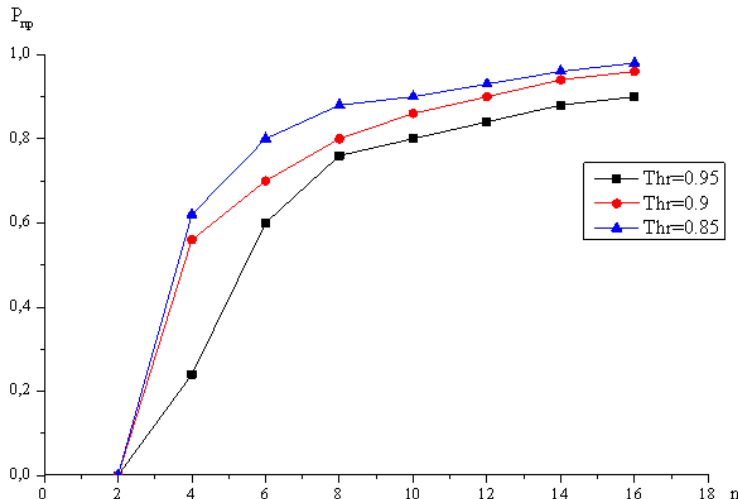


Рис. 3. Зависимость вероятности правильного распознавания (P_{пр}) от количества собственных векторов

7. Выводы

Проведенные теоретические и экспериментальные исследования позволили разработать алгоритмы формирования признаков и правила принятия решений для распознавания подвижных объектов на видеоизображении. Принцип работы алгоритма модуля формирования признаков заключается в переходе во вторичное пространство для последующего сокращения описания образа и это позволяет минимизировать набор данных, участвующих при классификации входных образов. Модуль решающего правила применяет, адаптированный под сформированный набор информативных признаков образа, алгоритм, обеспечивающий простоту реализации и нормализацию данных по классификации входного образа. Программная реализация прототипа системы распознавания образов использовала выборку, представленную головами людей и животных в анфас. В ходе проведения экспериментов изменялись параметры системы и было выяснено, что оптимальное количество векторов признаков для использования при принятии решений находится в диапазоне от двенадцати до двадцати. В дальнейшем планируется провести исследования прототипа системы на больших массивах данных. Для увеличения производительности системы количество собственных векторов, используемых для определения подобия двух образов, ограничивается, что позволяет нормировать данные, полученные после распознавания входных образов, для более эффективной фильтрации результатов распознавания.

Литература

1. Rui, Y. Image Retrieval: Current Techniques, Promising Directions, and Open Issues [Text] / Yong Rui, Thomas Huang, Chang Shih-Fu // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 1999. – Vol. 10, Issue 1. – P. 39- 62. doi: 10.1006/jvci.1999.0413
2. Rafael, C. Gonzalez Digital Image Processing [Text] / R. C. Gonzalez, R. E. Woods. – Ed. 3. – Prentice Hall, 2007. – 976 p.
3. Tamilpavai, G. Multiple Representation of Perceptual Features for Texture Classification [Text] / G. Tamilpavai, B. Aarthy, S. Tamilselvi // International Conference in Recent Trends in Computational Methods, Communication and Controls. – 2012. – Issue 1. – P. 1- 5.
4. Zhang, D. A Comparative Study on Shape Retrieval Using Fourier Descriptors with Different Shape Signatures [Text] / D. Zhang, G. Lu // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 2003. – Issue 14. – P. 41- 60.
5. Sung-Huyk, C. Comprehensive Survey on Distance/Similarity Measures between Probability Density Functions [Text] / C. Sung-Huyk // International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Science. – 2007. – Vol. 1, Issue 4. – P. 300–307.
6. Reynolds, B. Taxicab Geometry [Text] / B. Reynolds // The Pi Mu Epsilon Journal. – 1980. – Vol. 7, Issue 2. – P. 77–88.
7. Liu, C. A unified Bayesian framework for face recognition [Text] / C. Liu, H. Wechsler // Image Processing, IEEE International Conference. – 1998. –Vol. 1. – P. 151–155. doi: 10.1109/ICIP.1998.723447
8. Van Trees, H. Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part I: Detection, Estimation, and Linear Modulation Theory [Text] / H. Van Trees. –John Wiley & Sons, 2001. – 710 p.
9. Ososkov, G. Face Recognition By a New Type of Neural Networks [Text] / G. Ososkov, A. Stadnik // Proceedings of World Scientific and Engineering Society, 2001. – P. 304–308.
10. Lin, Z. MatchSim: A Novel Similarity Measure Based on Maximum Neighborhood Matching [Text] / Z. Lin., M. R. Lyu, I. King // Knowledge and Information Systems. – 2012. – Vol. 32, Issue 1. – P. 141–166.

УДК 615.47

СПОСОБ РЕКОНСТРУКЦИИ ИНТАКТНОЙ ПОВЕРХНОСТИ ХИРУРГИЧЕСКИХ ДОСТУПОВ

М. Ю. Тымкович
Аспирант*

E-mail: maxim_tymkovich@ukr.net

О. Г. Аврунин

Доктор технических наук, профессор*

E-mail: gavrun@list.ru

Х. И. Фарук

Аспирант*

E-mail: bykh@kture.kharkov.ua

*Кафедра биомедицинской инженерии
Харьковский национальный
университет радиоэлектроники
пр. Ленина, 14, г. Харьков, Украина, 61166

У статті описується спосіб побудови інтактної поверхні хірургічних доступів та її візуалізація. Відмінність представленого способу полягає у врахуванні, на етапі передопераційного планування, положення стереотаксичної цілі при реконструкції інтактної поверхні. Представлене відображення дає змогу сумістити дані розрахунків ризиків хірургічного доступу з геометрією черепа пацієнта, забезпечуючи цим осмислений вибір хірургічного доступу хірургом-спеціалістом

Ключові слова: стереотаксис, нейрохірургія, ризик хірургічного доступу, ризикова мапа, реконструкція полігональної поверхні

В статье описывается способ построения интактной поверхности хирургических доступов и её визуализация. Отличие представленного способа заключается в учете, на этапе предоперационного планирования, положения стереотаксической цели при реконструкции интактной поверхности. Данное отображение позволяет совместить расчетные данные о рисках хирургического вмешательства с геометрией черепа пациента, тем самым обеспечивая осмысленный выбор хирургического доступа хирургом-специалистом

Ключевые слова: стереотаксис, нейрохирургия, риск хирургического доступа, рискованная карта, реконструкция полигональной поверхности

1. Введение

При операционном вмешательстве на головном мозге человека для решения широкого круга задач все чаще используют стереотаксический метод [1]. Ос-

новным преимуществом стереотаксиса является его точность, которая в сочетании с правильным предоперационным планированием, основанным на предоперационном томографическом исследовании, обеспечивает меньшую опасность хирургической процедуры