

25 ноября 2019 года в Военном инновационном технополисе «ЭРА» (г. Анапа) проведена конференция на тему «Состояние и перспективы развития современной науки по направлению «Технологии энергообеспечения. Аппараты и машины жизнеобеспечения».

Цель конференции – Организация обмена информацией о новых научно-технических разработках, объединения ведущих научных школ, поиска партнёров в области разработки перспективных технологии энергетики, аппаратов и машин систем жизнеобеспечения в Вооружённых Силах Российской Федерации.

Задачи конференции:

- создание условий для эффективного взаимодействия органов военного управления с предприятиями ОПК на площадке ВИТ «ЭРА»;
- обмен опытом в области инновационных решений по направлению энергетики, технологий, аппаратов и машин систем жизнеобеспечения;
- обмен мнениями и уточнение приоритетных направлений развития химмотологии топлив, масел, смазок и специальных жидкостей в интересах Вооружённых Силах Российской Федерации, разработки композитных конструкционных материалов, аппаратов и машин систем жизнеобеспечения объектов военной инфраструктуры, источников электропитания и систем распределения энергетических ресурсов;
- уточнение вопросов формирования совместных научных коллективов для эффективного проведения исследований в областях деятельности лаборатории.

В конференции приняли участие как доктора и кандидаты наук, докторанты и адъюнкты (аспиранты) образовательных учреждений и научных организаций, так и операторы научных рот.

Основные результаты работы участников конференции отражены в сборнике статей. Содержание статей представлено в авторском изложении.

Ответственный редактор  
**капитан-лейтенант Ржавитин В.Л.**  
Компьютерная верстка  
**Минасян М.А.**  
**Репин Д.В.**

АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ КОМПОЗИТНЫХ МАТЕРИАЛОВ И ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПЕРСПЕКТИВ ИХ ДАЛЬНЕЙШЕГО РАЗВИТИЯ. ....	181
<b>Фролов А.В., Плотникова Я. Р.</b>	
ИСПОЛЬЗОВАНИЕ КОМПОЗИЦИОННЫХ МАТЕРИАЛОВ В АВИАЦИИ .....	188
<b>Шайдуллин И.Н., Смелик А.А., Шевченко Я.В., Губанов Е.В.</b>	
ПЕРСПЕКТИВЫ ДАЛЬНЕЙШЕГО РАЗВИТИЯ ПРОЗРАЧНЫХ БРОНЕМАТЕРИАЛОВ .....	196
<b>Бакеев М.М., Фролов А.В.</b>	
НАПРАВЛЕНИЯ СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ ТЕХНИЧЕСКИХ СРЕДСТВ СЛУЖБЫ ГОРЮЧЕГО АРМИЙ СТРАН НАТО .....	203
<b>Трусов Д.Н., Вдовичев А.А., Ржавитин В.Л., Смелик А.А.</b>	
АНАЛИЗ РАЗВИТИЯ КОНСТРУКЦИИ ТОПЛИВНЫХ ФОРСУНОК .....	209
<b>Марков А.Р., Горшков С.Н., Иконников А.В.</b>	
АЛГОРИТМЫ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ .....	220
<b>Горшков С.Н., Маслов Н.С.</b>	
АНАЛИЗ БИБЛИОТЕК BOOST.STATECHART И BOOST.META STATE MACHINE ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ УПРАВЛЕНИЯ БПЛА КОПТЕРНОГО ТИПА .....	225
<b>Иконников А.В., Марков А.Р., Горшков С.Н.</b>	
ПОДХОДЫ В ОБРАБОТКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ ОБЪЕКТОВ .....	231
<b>Усеинов И.А., Щербанев А.Ю., Кириченко А.А., Коваленко Р.В., Горшков С.Н.</b>	
ПРИНЦИП РАБОТЫ С НАВИГАЦИОННОЙ АППАРАТУРОЙ ПРИ ОРИЕНТИРОВАНИИ НА МЕСТНОСТИ .....	238
<b>Прокофьев М.А., Поляков Р.Г., Горшков С.Н.</b>	
АНАЛИЗ СТОХАСТИЧЕСКОГО ПОДХОДА К МОДЕЛИРОВАНИЮ БОЕВЫХ ДЕЙСТВИЙ .....	245
<b>Захаренков И.Г., Горшков С.Н.</b>	
МЕТОДИКА РАЗРАБОТКИ ПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКОГО ИНТЕРФЕЙСА ДЛЯ МОБИЛЬНЫХ ТЕРМИНАЛОВ ОПЕРАТОРА РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ КОМПЛЕКСОВ.....	253
<b>Поляков Р.Г., Горшков С.Н., Прокофьев М.А.</b>	
СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ БОЕВЫХ ДЕЙСТВИЙ .....	268

## ПОДХОДЫ В ОБРАБОТКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ ОБЪЕКТОВ

**Иконников А.В.**, магистр, оператор 4 научной роты ФГАУ «Военный инновационный технополис «ЭРА», г. Анапа, Российская Федерация, e-mail: ikonnikov\_2011@mail.ru, тел.: 89177254941

**Марков А. Р.**, магистр, оператор 4 научной роты ФГАУ «Военный инновационный технополис «ЭРА», г. Анапа, Российская Федерация, e-mail: altair11\_09@mail.ru, тел.: 89180024790

**Горшков С.Н.**, специалист, старший оператор 4 научной роты ФГАУ «Военный инновационный технополис «ЭРА», г. Анапа, Российская Федерация, e-mail: sergik-gorshkov@mail.ru, 89097633050

### Аннотация

Рассмотрены методы обработки изображений, указаны их достоинства и недостатки. Более детально описаны подходы с использованием цветового пространства  $L^*a^*b$ , локального дескриптора Вебера и вейвлет-преобразование Хаара.

**Ключевые слова:** цветовое пространство  $L^*a^*b$ , расстояние городских кварталов, локальный дескриптор Вебера, вейвлет-преобразование Хаара.

Анализ текстур активно исследуется в области машинного зрения на протяжении более четырех десятилетий. Текстура играет центральную роль во многих областях применения, которые включают в себя отслеживание объектов, обнаружение лиц, проверку пищевых продуктов, классификацию спутниковых изображений, анализ медицинских изображений и т.д. [1,2].

Любая система распознавания имеет две существенные проблемы: выбор/извлечение признаков и сопоставление по сходству. Эти проблемы были решены с помощью нескольких подходов, но все же поиск надлежащего решения по-прежнему является узким местом. Существует метод, который использует пространство  $HSV$  и вейвлеты. Сначала все изображения преобразуются в пространство  $HSV$ , а затем разлагаются с помощью вейвлетов [3]. Поддиапазон  $LL$  квантуется и извлекаются текстурные объекты. Эти характеристики сравниваются для измерения сходства между изображениями и по возрастанию различий выбираются наиболее схожие изображения. Основным недостатком такого подхода является то, что если изображения поворачиваются или происходит какое-либо изменение освещенности, то соответствующая точность падает.

Предложенная система поиска изображений [4] на основе текстуры с использованием нечеткой логики. Этот подход хорошо работает только с текстурными базами данных. Поскольку системы распознавания работают в режиме реального времени и используют в основном цветные изображения, этот подход нельзя использовать для распознавания нескольких объектов. Новый подход с использованием вейвлетов Габора и его коррелограммы для поиска изображений предложен в [5]. Вейвлеты Габора используются для разложения изображений на различные масштабы и ориентации. Затем эти коэффициенты пересчитываются с использованием пороговых значений и вычисляется соответствующая автокоррелограмма, которая соответствует степени сходства изображений.

Система [6] с цветовой моделью *HSV*, использует метод объектно-пространственной цветовой характеристики (OSCF) для поиска цветного изображения. Сначала объекты выделяются из цвета, а затем представляются в изображении. Этот метод концентрируется в основном на центральных объектах. Основным недостатком вышеупомянутого способа является то, что эффективность снижается с увеличением количества объектов на изображении.

Среди различных плотных дескрипторов два самых популярных - это Вейвлет Габора [7] и локальный бинарный шаблон [8]. Фильтры Габора можно рассматривать как настраиваемые детекторы краев и линий с ориентацией и масштабированием, а статистику этих микроструктур в данном регионе часто используют для моделирования текстурной информации. Вейвлет Габора широко используется в классификации и сегментации текстур, регистрации изображений и распознавании лиц [9]. Плотный локальный дескриптор *LBP* также привлек все большее внимание благодаря своей простоте и превосходной производительности в различных задачах анализа текстур и изображений лица [8]. Один из недавних надежных плотных дескрипторов, основанный на законе Вебера - это локальный дескриптор Вебера (*WLD*) [10]. *WLD* очень устойчив к шуму и изменению освещения.

Рассмотрим подробнее подход в обработке изображений приведенный автором [11]. Автор предложил новый нечеткий подход для классификации цветных изображений на основе их содержания, а нейронная сеть используется для быстрого и эффективного поиска [12]. Он предлагает комплексный подход, который использует пространство  $L^*a^*b$  для сегментации цветного изображения и локальный бинарный шаблон для выделения признаков текстуры.

Предлагаемая архитектура системы состоит из двух этапов: автономного и оперативного. Автономный процесс также известен как подготовка базы данных объектов. Сначала все входные цветные изображения *RGB* сегментируются с использованием цветового пространства  $L^*a^*b$ , чтобы идентифицировать визуальные различия между цветами.

Затем для каждой сегментированной цветовой области вычисляются особенности текстуры с использованием локального бинарного шаблона

(*LBP*). Поскольку *LBP* не реагирует на изменения освещения, особенности текстуры рассчитываются легко. Эти объекты хранятся в виде векторов объектов в базе данных объектов. На этапе онлайн, когда пользователь вводит изображение запроса, вышеупомянутый процесс повторяется для вычисления вектора признаков. Этот вектор признаков сравнивается с векторами объектов в базе данных объектов. Сходство между объектами рассчитывается с использованием «расстояния городских кварталов» и определяет наиболее подходящие изображения для отображения.

Цветовое пространство  $L^*a^*b$  имеет три измерения, где  $L$  обозначает яркость, а « $ab$ » обозначает цветность (или) цветовое содержание. « $a$ » указывает диапазон цветов, которые расположены вдоль красно-зеленой оси, а « $b$ » указывает диапазон цветов, которые расположены вдоль сине-желтой оси. Первый шаг - определить образцы цветов в лабораторном пространстве. Классификация каждого значения пикселя происходит на основе его ближайшего соседнего пикселя. Общие возможные значения для  $L$  находятся в диапазоне от 0 до 100, а для « $a$ » и « $b$ » составляют от -128 до +127. Положительные значения « $a$ » указывают, что соответствующий цвет пикселя близок к пурпурному, а отрицательные значения указывают, что цвет находится в диапазоне зеленого цвета. Точно так же положительные и отрицательные значения « $b$ » указывают цветовой диапазон от желтого до синего. Это пространство позволяет количественно оценить визуальные различия между цветами. Разница между « $a$ » и « $b$ » дает тот же визуальный эффект, что и зрительная система человека. Поскольку это трехмерное пространство, преобразование из *RGB* в  $L, a, b$  дается следующими уравнениями: (1), (2) и (3).

$$L = 116[f(Y/Y_n) - 16] \quad (1)$$

$$a = 500[f(X/X_n) - f(Y/Y_n)] \quad (2)$$

$$b = 200[f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)] \quad (3)$$

где  $X_n, Y_n, Z_n$  - координаты цветового пространства *CIE-XYZ*, которые получены из  $X, Y, Z$ . Они рассчитываются следующим образом, приведенным в формуле (4).

$$X = 0.608R + 0.174G + 0.201B, Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B, Z = 0.000R + 0.0666G + 1.117B \quad (4)$$

Затем с помощью генетического алгоритма цветовые пространства сегментируются. Для каждого цвета сегментированной области вычисляются особенности текстуры.

Локальный бинарный шаблон используется для извлечения текстурного содержимого изображения. Теперь для каждой цветовой области текстурные объекты извлекаются и сохраняются в векторе объектов. Для каждого пикселя определяется радиус окрестности, и в этой окрестности сравниваются значения пикселей. Если значение центрального пикселя больше, чем значение соседнего, оно заменяется на «1», иначе - «0». Далее генерируется серия из 0 и 1. Углы и края представлены группой похожих рисунков, которые известны как однородные. Гистограмма *LBP* позволяет нам классифицировать

содержание текстуры. Эта текстура объектов хранится в векторах объектов. Затем измеряется сходство между особенностями текстуры.

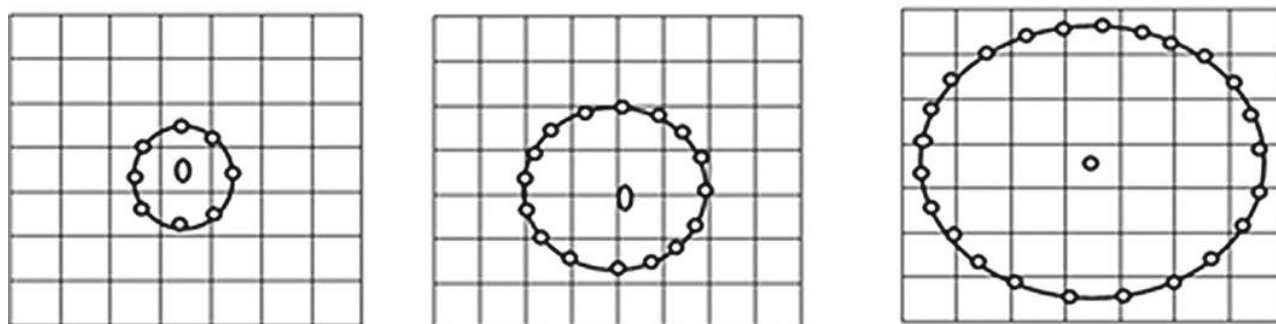


Рисунок 1 – Примеры оператора  $LBP$  с различным радиусом и точками выборки (8, 1), (16, 2), (24, 3)

$$LBP_{(p,R)}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c) \quad (5)$$

Уравнение 5 используется для вычисления  $LBP$ , где  $g_p$  - интенсивность уровня серого определенного пикселя, а  $g_c$  - значение уровня серого в окрестности 3x3 центрального пикселя. На рисунке 1 показаны разные окрестности с указанным радиусом.

Далее рассмотрим подход, основанный на использовании локального дескриптора Вебера ( $WLD$ ) [13]. Эрнст Вебер, экспериментальный психолог в 19 веке, заметил, что отношение порога приращения к интенсивности фона является постоянным. Поэтому в шумной обстановке нужно громко общаться, чтобы быть услышанным. И когда пороговое значение наблюдается на фоне различной интенсивности, оно увеличивается пропорционально фону.  $WLD$  имеет две составляющие, называемые дифференциальным возбуждением ( $\xi$ ) и ориентацией ( $\theta$ ).

Предлагаемая методология

- Цветные изображения преобразуются в полутоновые изображения с расширением *.bmp*.

- Необработанные функции извлекаются из изображений с использованием ядра, локального дескриптора Вебера инвариантного к ротации ( $WLDRI$ ) [14].

- Затем элементы встраиваются в простую глубокую нейронную сеть (глубиной 3 слоя) с 3000 нейронов, присутствующих в каждом скрытом слое. Теоретически маска  $WLDRI$  вписывается в глубокую нейронную архитектуру.

- Глубокая сеть обучается с полным набором тренировок максимум 1000 эпох. Если частота ошибок не будет уменьшаться в течение последующих 30 эпох, процесс обучения останавливается, в противном случае он обучается в течение 1000 эпох.

- Обученная сеть используется для классификации неизвестных образцов текстур.

Предложенный способ [15] извлекает признаки, используя связи между цветовыми компонентами соседних пикселей, то есть особенности текстуры на основе яркости, которые объединяются с характеристиками статистического момента на основе чистой цветности. Выделение текстурных характеристик на основе яркости достигается посредством следующих шагов:

- Вейвлет-преобразование Хаара применяется к входному изображению образца материала для получения информации о направлении (поддиапазоны  $H$ ,  $V$  и  $D$ ).

- Анизотропная диффузия применяется к информации о направлении ( $H$ ,  $V$  и  $D$ ) вплоть до  $t$  этапов диффузии, что в результате дает компоненты текстуры.

- Получение статистических характеристик из результирующих компонентов текстуры.

Классификатор  $k$ -NN используется для классификации текстур в пространстве признаков.

Одноуровневая декомпозиция вейвлет-преобразования Хаара применяется к входному образцу изображения, который дает горизонтальные ( $H$ ), вертикальные ( $V$ ) и диагональные ( $D$ ) поддиапазоны. Одноуровневая декомпозиция извлекает лучшую информацию о направлении, в то время как многоуровневая декомпозиция приводит к сжатию информации.

Анизотропная диффузия применяется к направленным поддиапазонам  $H$ ,  $V$  и  $D$  вейвлет-преобразованного изображения, что в результате дает компоненты текстуры.

Компоненты текстуры, полученные после анизотропной диффузии подзон  $H$ ,  $V$  и  $D$  вейвлет-преобразованного изображения, рассматриваются для выделения признаков. Используются два типа показателей текстуры: статистика первого и второго порядка. Статистика первого порядка фиксирует свойства текстуры с учетом значений отдельных пикселей. Статистика второго порядка учитывает взаимосвязь между соседними значениями пикселей.

Рассмотренные подходы обработки изображений имеют достоинства и недостатки, так, например, пространство  $L^*a^*b$  позволяет правильно определить визуальные различия между цветами, а локальный бинарный шаблон позволяет извлекать особенности текстуры. Метод [3] прост и недорог в вычислительном отношении, что делает его пригодным для обработки в реальном времени. Следовательно, он подходит для разработки интеллектуальной системы визуализации для автоматической классификации характеристик цветовой текстуры.

## Литература

1. CIE: A framework for the measurement of visual appearance. Technical report, CIE 175 (2006)

2. Eugene, C.: Measurement of “total visual appearance”: a CIE challenge of soft metrology. In: Proceedings of the 12th IMEKO TC1-TC7 Joint Symposium on Man, Science and Measurement, Annecy, France, pp. 61–65 (2008)
3. Huneiti, A., Daoud, M.: Content based image retrieval using SOM and DWT. *J. Soft. Eng. Appl.* 8, 51–61 (2015)
4. Mukhopadhyay, S.: Content-based texture image retrieval using fuzzy class membership. *J. Pattern Recogn. Lett.* 34(6), 646–654 (2013). doi:10.1016/j.patrec.2013.01.001
5. Moghaddam, H., Nikzad Dehaji, M.: Enhanced Gabor wavelet correlogram feature for image indexing and retrieval. *Pattern Anal. Appl.* 16(2), 163–177 (2013)
6. Huang, C., Han, Y., Zhang, Y.: A method for object-based color image re-trieval, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD). In: IEEE 9th International Conference on, IEEE computer society, pp. 1659–1663 (2012)
7. Manjunath, B.S., Ma, W.Y.: Texture features for browsing and retrieval of image data. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 18(8), 837–842 (1996)
8. Ojala, T., Pietikainen, M., Maenpaa, T.: Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 24(7), 971–987 (2002)
9. Zhang, W., Shan, S., Gao, W., Chen, X., Zhang, H.: Local Gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition. In Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2005), vol. 1, pp. 786–791. IEEE, October 2005
10. Chen, J., Shan, S., He, C., Zhao, G., Pietikainen, M., Chen, X., Gao, W.: WLD: a robust local image descriptor. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 32(9), 1705–1720 (2010)
11. Neelima, N., Koteswara rao, P., Sai Praneeth, N., Mamatha, G.N.: An Integrated Framework to Image Retrieval Using L\*a\*b Color Space and Local Binary Pattern. *Recent trends in image processing and pattern recognition*, pp. 270–276 (2016)
12. Fernando, R., Kulkarni, S.: Hybrid technique for color image classification and efficient retrieval based on fuzzy logic and neural networks. In: The 2012 International Joint Conference on Neural Networks, pp. 1–6 (2012)
13. Banerjee, A., Das, N., Nasipuri, M.: Texture classification using deep neural network based on rotation invariant weber local descriptor. *Recent trends in image processing and pattern recognition*, pp. 277–292 (2016)
14. Pal, A., Das, N., Sarkar, S., Gangopadhyay, D., Nasipuri, M.: A new rotation invariant weber local descriptor for recognition of skin diseases. In: Maji, P., Ghosh, A., Murty, M.N., Ghosh, K., Pal, S.K. (eds.) PReMI 2013. LNCS, vol. 8251, pp. 355–360. Springer, Heidelberg (2013). doi:10.1007/978-3-642-45062-4\_48



15. Hiremath<sup>1</sup>, P.S., Bhusnurmath Rohini, A.: Industrial Applications of Colour Texture Classification Based on Anisotropic Diffusion. Recent trends in image processing and pattern recognition, pp. 293–304 (2016)