

УДК 004.932

Актуальные результаты, полученные в лаборатории обработки и распознавания изображений

Залесский Борис Андреевич

заведующий лабораторией обработки и распознавания изображений,

доктор физико-математических наук

E-mail: zalesky@newman.bas-net.by

В статье кратко описаны результаты, полученные в лаборатории обработки и распознавания изображений за последнее десятилетие. Каждый из представленных результатов опубликован в одном из журналов: «Доклады Национальной академии наук Беларуси», «Известия Национальной академии наук Беларуси» и «Информатика».

Метод нечеткой кластеризации k -средних со штрафной функцией. Предложена новая версия метода нечеткой кластеризации k -средних, названная методом нечеткой кластеризации k -средних со штрафной функцией. Разработан алгоритм кластеризации полутоновых, цветных и мультисканальных изображений, основанный на предложенной версии. Особенностью алгоритма является использование аддитивной штрафной функции гиббсовского типа для контроля гладкости кластерного представления изображения на его однородных областях. Локальная гладкость получаемых решений зависит от значений коэффициентов штрафной функции. Эти коэффициенты могут быть взяты как функции величины и направления градиента изображения. В отличие от известного алгоритма нечеткой кластеризации k -средних, который неустойчив по отношению к шумам и искажениям, присутствующим на изображении, предлагаемый алгоритм позволяет строить устойчивые кластерные представления на зашумленных и поврежденных изображениях. Свойства алгоритма проиллюстрированы на тестах с реальными изображениями. Эксперименты показали, что алгоритм, с одной стороны, корректно объединяет однородные области изображений в отдельные кластеры, а с другой – предотвращает слияние разнородных областей.

На рис. 1 показаны исходное тестовое изображение, результат его кластеризации известным методом нечетких c -средних и предложенным новым методом нечеткой кластеризации со штрафной функцией. Автор результата Б. А. Залесский.

Методы, алгоритмы и программный комплекс «КреМ» анализа данных, полученных с датчиков давления горных крепей. Построены методы и алгоритмы анализа данных, полученных с датчиков давления систем мониторинга, установленных на гидростойках забойных крепей, используемых в забоях Старобинского месторождения калийных солей, которое в настоящее время разрабатывается предприятием «Беларуськалий». Предложенные методы и алгоритмы использованы в реализованном сотрудниками лаборатории программном комплексе (ПК) «КреМ» и предназначенном для диагностики состояния соленосных горных пород и мониторинга опасных проявлений горного давления. В частности, разработаны и программно реализованы в составе ПК «КреМ» методы и алгоритмы: первичной обработки данных; вычисления 21-й характеристики данных, получаемых с датчиков давления; автоматического обнаружения горных ударов по крепям различного типа и других проявлений горного давления, в том числе являющихся предвестниками опасных обрушений кровли; обнаружения траектории прохода горного комбайна и времен опускания и подвигания крепей; оценки распределения ударов по крепям, обрушений и опасных пригрузок крепей во времени и пространстве.

На рис. 2 и 3 представлены результаты решения отдельных практических задач мониторинга состояния соленосных горных пород и мониторинга опасных проявлений горного давления.

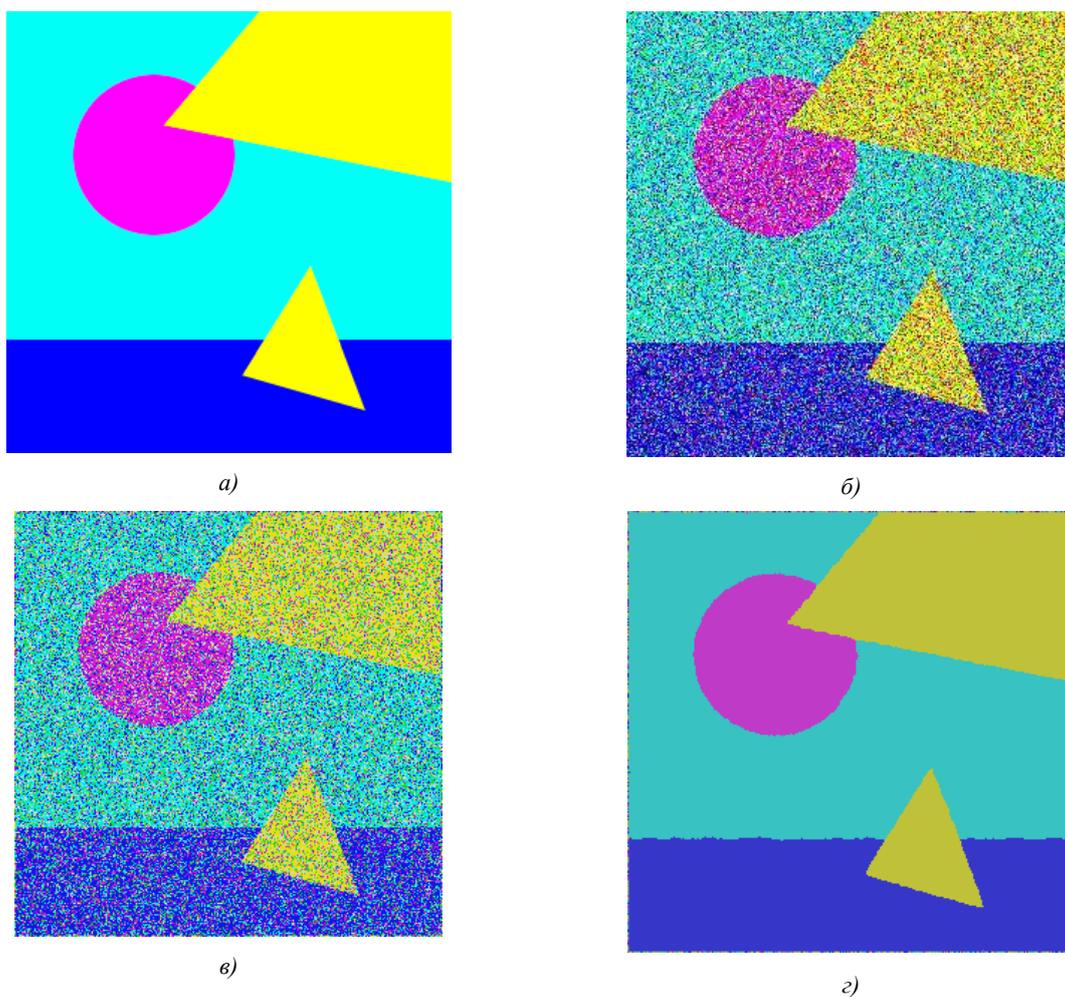


Рис. 1. Пример обработки синтезированного RGB-изображения с шумом:
 а) исходное изображение; б) исходное изображение, наблюдаемое с аддитивным гауссовским шумом;
 в) зашумленное изображение, обработанное известным методом нечетких c -средних;
 г) предложенным методом нечеткой кластеризации со штрафной функцией

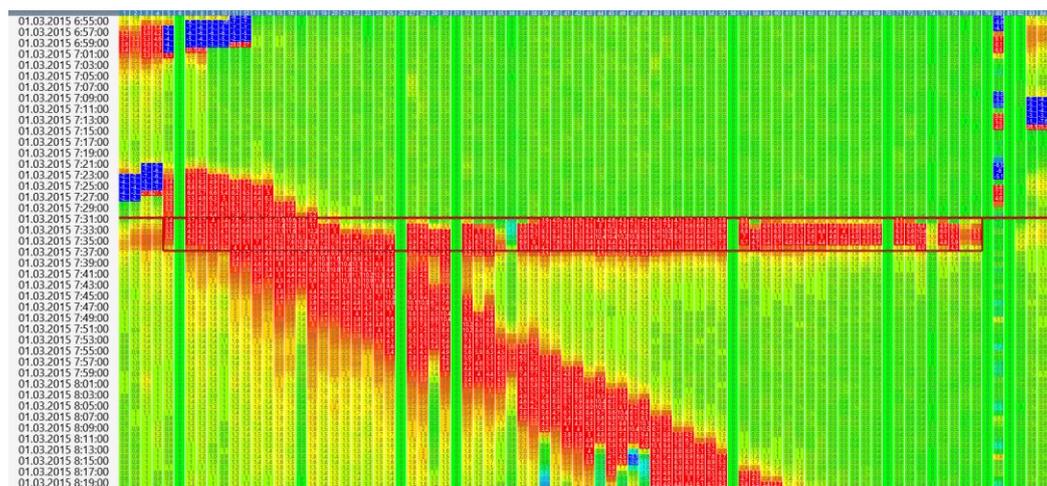


Рис. 2. Результат автоматического обнаружения сильного удара по горным крепям, выполненного ПК «КреМ»
 (область удара найдена автоматически и выделена горизонтальными прямыми линиями)

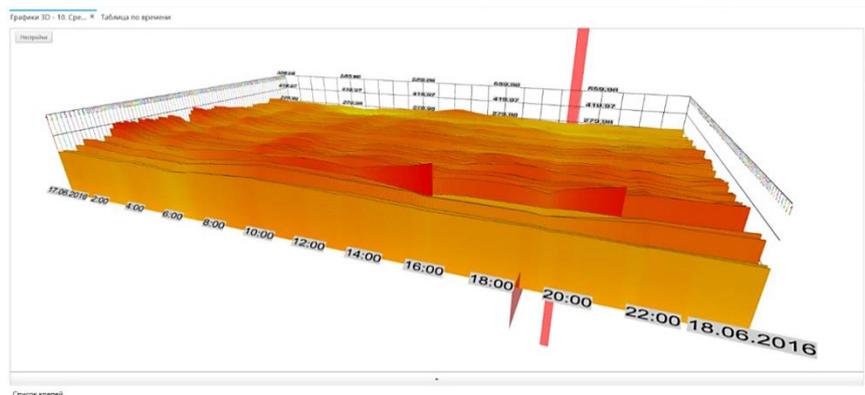


Рис. 3. Визуализация данных пригрузок горных крепей в виде 3D-модели

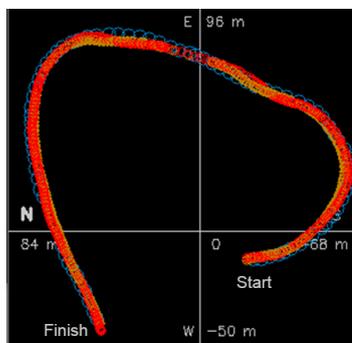
В разработке алгоритмов и ПК участвовали Р. С. Жук, Б. А. Залесский, Ф. С. Троцкий и Е. С. Чуйкина.

Визуальная навигация автономно летящего БПЛА с целью его возвращения в точку старта. Построен, программно реализован и протестирован алгоритм автономной визуальной навигации, предназначенный для возвращения в точку старта беспилотного летательного аппарата (БПЛА), оборудованного одной бортовой видеокамерой и бортовым вычислителем, без использования навигационных сигналов GPS и ГЛОНАСС. Предлагаемый алгоритм схож с широко известными алгоритмами визуальной навигации, такими как одновременная локализация и картографирование (V-SLAM) и визуальная одометрия, однако отличается от них раздельным выполнением процессов картографирования и локализации. Он вычисляет географические координаты точек-признаков, найденных на кадрах, которые снимаются бортовой видеокамерой при полете от точки старта до потери сигналов GPS и ГЛОНАСС. После потери сигнала запускается миссия возвращения и вычисляется лишь положение БПЛА относительно построенной на основе найденных ранее признаков карты, которая используется для возвращения в точку старта. Предложенный подход не требует таких сложных вычислений, как V-SLAM, и не накапливает со временем ошибки в отличие от визуальной одометрии и традиционных методов инерциальной навигации. Алгоритм был реализован и протестирован с помощью квадрокоптера DJI Phantom 3 Pro.



Квадрокоптер DJI Phantom 3 Pro, использованный для тестирования алгоритма

На рис. 4 представлены результаты применения разработанного алгоритма автономной навигации. Авторы результата Р. С. Жук, Б. А. Залесский, Ф. С. Троцкий.



Результаты эксперимента:
 длина маршрута БПЛА – 1040 м;
 средняя точность оценки географических координат – $\pm 2,9$ м;
 частота оценки координат – 6 кадров/с

Рис. 4. Траектория полета квадрокоптера: от точки старта до момента исчезновения навигационных GPS-сигналов (голубой цвет); к точке старта, управляемого с помощью разработанного решения (без использования сигналов GPS) (желтый); оценки координат квадрокоптера, возвращающегося в точку старта с помощью предложенного решения (красный)

Многоуровневый алгоритм цветовой кластеризации МАСС (multilevel algorithm for color clustering). Разработан алгоритм МАСС, предназначенный для быстрой кластеризации изображений. В настоящее время для цветовой кластеризации изображений активно используются несколько хорошо известных алгоритмов, в том числе k -средних (который является одним из наиболее часто используемых при обработке данных) и его нечеткие версии, водораздела, наращивания областей и целая серия новых более сложных нейросетевых и других алгоритмов. Однако их невозможно применять для кластеризации больших цветных изображений в режиме реального времени на малых вычислителях. Быстрая кластеризация бывает необходима, например, при обработке кадров видеопотока, создаваемого различными видеокамерами, или при работе с большими базами данных изображений.

Алгоритм МАСС позволяет выполнять на персональном компьютере кластеризацию больших изображений, например размера FullHD, по цвету со средним отклонением от исходных значений цвета около пяти единиц менее чем за 20 мс, в то время как параллельная версия классического алгоритма k -средних выполняет кластеризацию этих же изображений со средней ошибкой более 12 единиц за время, превышающее 2 с. Предложенный алгоритм многоуровневой кластеризации изображений по цвету достаточно прост в реализации. Он был использован для сегментации объектов на кадрах видео в режиме реального времени.

В табл. 1 приведены результаты сравнения быстродействия построенного алгоритма с параллельной версией алгоритма k -средних при кластеризации цветных изображений размера FullHD (1920×1080 пикселей). Средняя ошибка определяется как среднеквадратичное отклонение цветов кластеризованного изображения от цветов исходного. Алгоритм разработан Б. А. Залесским.

Таблица 1
Результаты тестирования алгоритма МАСС

Алгоритм	Среднее время, мс	Среднее количество итераций	Средняя ошибка при Nclust = 20	Средняя ошибка при Nclust = 40	Средняя ошибка при Nclust = 2000
k -средних, RAND	2492,34	200	13,81	–	–
k -средних, FOUND	1067,80	90	11,28	–	–
МАСС	4,36	–	17,02	11,68	4,80

Нейросетевой алгоритм отслеживания объекта, наблюдаемого на кадрах видеопотока. Особенность алгоритма заключается в автоматическом обнаружении и захвате объекта одного из наперед заданных типов, его дальнейшем надежном сопровождении, быстром повторном захвате сопровождаемого объекта в случае срыва сопровождения, захвате другого объекта нужного типа при исчезновении сопровождаемого объекта. Обнаружение объекта интереса на кадрах видео осуществляется с помощью нейронной сети-детектора, а сопровождение – с помощью разработанного алгоритма. Разработанный алгоритм позволяет с высокой вероятностью обнаруживать и сопровождать объект интереса. Результаты экспериментального исследования алгоритма приведены в табл. 2.

Таблица 2
Результаты экспериментального исследования алгоритма

Видео	Кол-во кадров	IoU (Average)	Precision, %	Recall, %
Два квадрокоптера	1264	0,7415	100	100
Один квадрокоптер	5861	0,5728	99,67	99,67
Объединенное	7125	0,6027	99,76	99,76



Рис. 5. Кадр, полученный камерой во время работы алгоритма отслеживания квадрокоптера

На рис. 5 демонстрируется пример работы программной реализации алгоритма при отслеживании квадрокоптера наземной камерой. Результат получен Б. А. Залесским и В. А. Ивановичем.

В настоящее время разрабатывается новая версия алгоритма, в которой используется более точная нейронная сеть для обнаружения объекта.