

УДК 004.93:669.018:621.74

Розглянуто класи зображень складних речовин з метою розпізнавання окремих компонентів в умовах невизначеності. Визначено синтез методів для кожної із задач

Ключові слова: розпізнавання, сегментація, зображення

Рассмотрены классы изображений сложных веществ с целью распознавания отдельных компонентов в условиях неопределенности. Определен синтез методов для каждой из задач

Ключевые слова: распознавание, сегментация, изображение

Image classes of complex matters have been considered for the purpose of recognition of a certain component in conditions of indeterminacy. The synthesis of methods for every issue has been defined

Key: pattern recognition, segmentation, image

РАСПОЗНАВАНИЕ СТРУКТУРЫ СЛОЖНЫХ ВЕЩЕСТВ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

В. А. Любченко

Кандидат технических наук, доцент*

Контактный тел.: (057) 702-14-19, 050-964-88-37

E-mail: lubchenko_v@mail.ru

Е. В. Путятин

Доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой*

Контактный тел. (057) 702-14-19

E-mail: informatika@kture.kharkov.ua

*Кафедра информатики

Харьковский национальный университет

радиоэлектроники

пр. Ленина 14, Харьков, Украина, 61000

1. Введение

Существует целый ряд задач управления, особенно технологического характера, где решения принимаются в зависимости от знаний о состоянии входного объекта. Эти знания часто не определены в полной мере. Так, оптимальный выбор режима плавки стали решающим образом зависит от состояния исходного материала – количества примесей (кремния, марганца, серы, фосфора), размеров и свойств добавляемого металлолома и т.д.

Для качества производимого цемента важно знать размеры твердых частиц, входящих в его состав.

Данный класс задач не ограничивается производственными технологиями. Исключительное значение имеет анализ биологических структур. Одной из важнейших характеристик анализа подобных объектов являются изображения. Невозможно заранее знать характер таких изображений, что делает их по сути, неопределенными.

2. Постановка проблемы

Бурное развитие технических средств ставит задачи разработки новых методов, моделей, систем контроля, анализа вещества по его изображениям. На сегодняшний момент появились мощные микроскопы, стоящие на вооружении в различных отраслях.

Так, например, на современных цементных заводах (российская компания ОАО «Искитимцемент», укра-

инское научно-производственное предприятие «Нососфера») существуют комплексы для петрографии клинкера, то есть для количественного определения его составляющих и анализа качества по изображениям.

В медицине такие микроскопы используют для получения снимков жидких веществ. На рис. 1 приведены примеры таких снимков:

Первые 3 снимка (рис. 1 а – в) относятся к твердым материалам, последний (рис. 1 г) – снимок жидкости. Для системы обработки изображения ставятся сходные задачи – определить характеристики вещества по приведенным снимкам. На рис. 1 а) «Зерна Шлако-Портланд Цемента» – присутствуют такие объекты – «Клинкер», «Шлак», «Фон», на рис.1 б) представлен увеличенный «Клинкер», который в свою очередь состоит из «Алита», «Белита», «Целита», «Поры». На третьем снимке (рис.1 в) представлен снимок «Золы», также характеризующийся клинкером, но уже округлой формы. На последнем снимке (рис. 1. г) представлена одноклеточная водоросль *D. viridis*.

При действии токсических компонентов клетки меняют форму на округлую или эллипсоидную, утрачивают жгутик и подвижность, образуют микроагрегаты (5-20 клеток) и макроагрегаты (20 и более клеток). Оценке характеристик клеток *D. viridis* подлежат следующие параметры: изменение формы клеток, изменение подвижности клеток, образование клетками агрегатов по их изображениям. Также необходимо рассчитать процент измененных клеток от общего числа клеток на снимке.

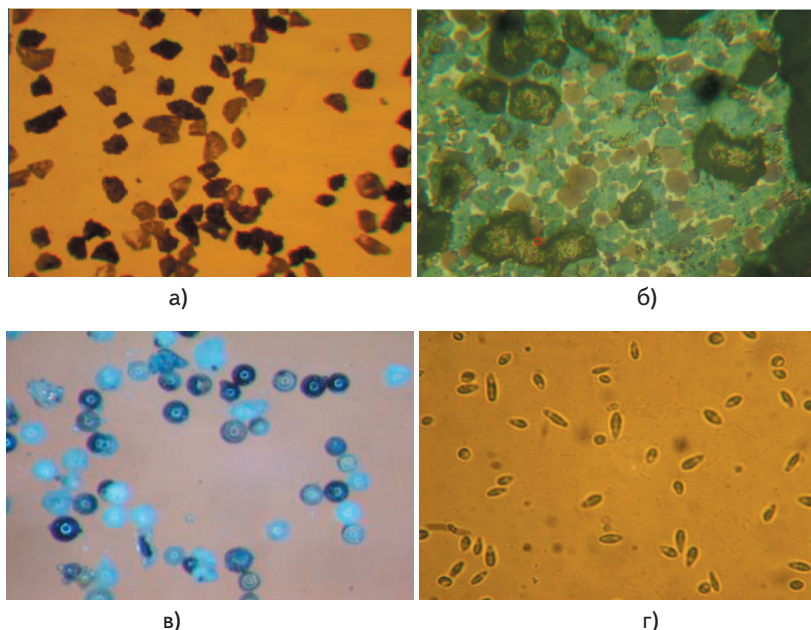


Рис. 1. Примеры снимков в задачах оценки качества материала: а) зерна Шлако-Портланд Цемента, б) клинкер, в) зола, г) Одноклеточная водоросль *D.viridis*

3. Сравнительный анализ

По постановке все эти 4-е задачи аналогичны: кластеризация изображения с последующим распознаванием (определением) качества (характеристик) вещества, с целью оптимизации технологического процесса или действий врача, биолога.

В арсенале методов обработки изображений на сегодняшний момент существует много методов от простейших до трудоемких, например: тональные срезы, кластеризация по ядру, спектральные методы (Фурье, Хаффа, Радона и т.д.), текстурные (матрицы совпадения, энергетические характеристики Лавса), морфологические, методы направленные на выделение и распознавание контуров, нейросетевые и т.д.

Однако оказалось, что ни один метод самостоятельно не способен решить поставленные задачи. Кроме того, оказалось, что при решении каждой из задач лучший результат был достигнут путем синтеза различных методов обработки изображений.

На рис. 2 приведен пример распознавания состава зерен «Шлако-Портланд Цемента» используя метод кластеризации. Синим цветом помечен «клинкер», красным – «шлак», желтым – «фон».

Добавление методов фильтрации и морфологии позволило получить более приемлемый результат, который представлен на рис. 3.

Однако, используя эти же методы при обработке второго класса изобра-

жений, получили значительные ошибки при определении объекта «Поры». Результат представлен на рис. 4. Синим цветом отмечет «алит», красным – «белит», желтым – целит и темным – «поры».

При детальном изучении объекта «Поры», был получен хороший результат, при условии, что вначале отделялись «Поры» от всего остального, используя энергетические характеристики Лавса, а к оставшейся части изображения применялись методы, используемые для обработки снимков золы. Пример распознавания поры представлен на рис. 5. Результат нахождения остальных объектов на изображении клинкера представлен на рис. 6.

При обработке снимков золы и жидкости были добавлены методы Хаффа, для определения окружностей (рис. 7).

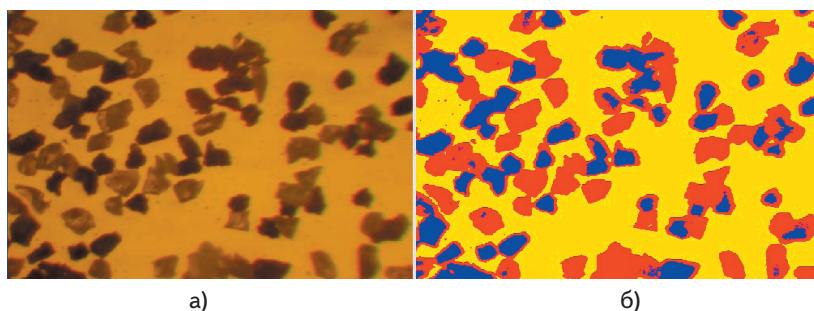


Рис. 2. Пример анализа зерен «Шлако-Портланд Цемента» методом кластеризации: а) исходное изображение, б) результат обработки

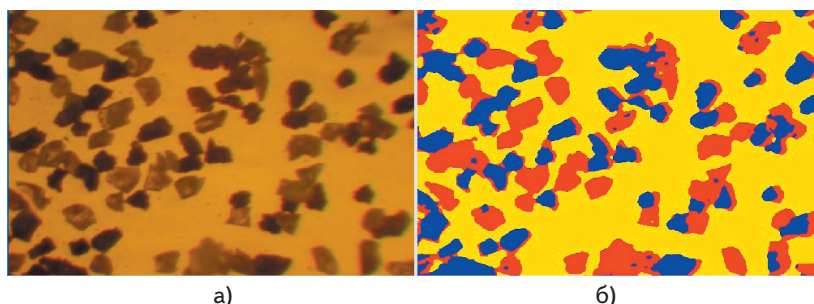


Рис. 3. Пример анализа зерен «Шлако-Портланд Цемента» синтезом методов кластеризации, фильтрации и морфологической обработки: а) исходное изображение, б) результат обработки

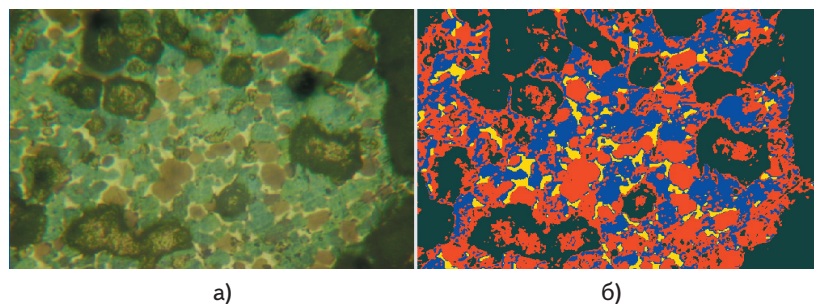


Рис. 4. Пример анализа клинкера синтезом методов кластеризации, фильтрации и морфологической обработки: а) исходное изображение, б) результат обработки

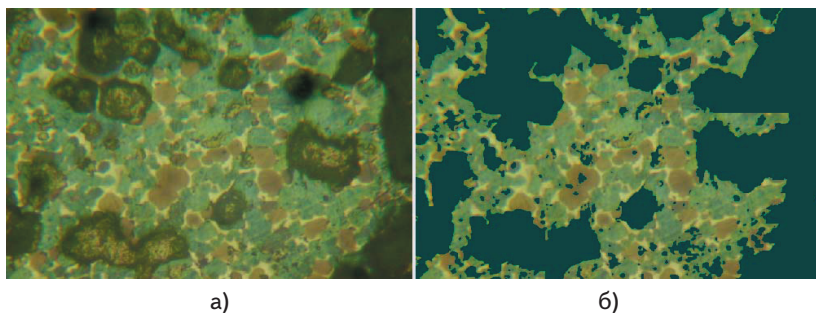


Рис. 5. Пример распознавания поры: а) исходное изображение, б) результат обработки методом энергетических характеристик Лавса

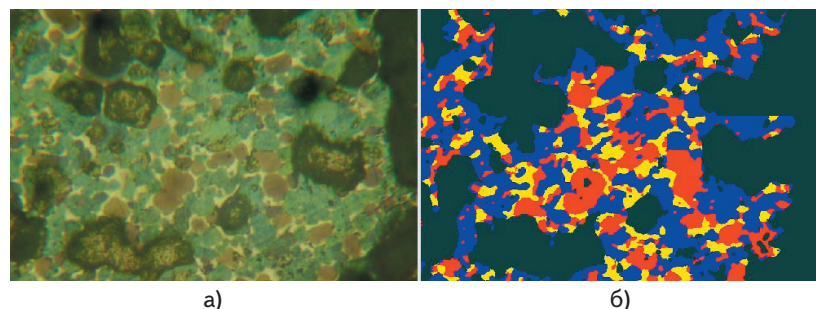


Рис. 6. Пример распознавания составляющих: а) исходное изображение, б) результат обработки методом энергетических характеристик Лавса

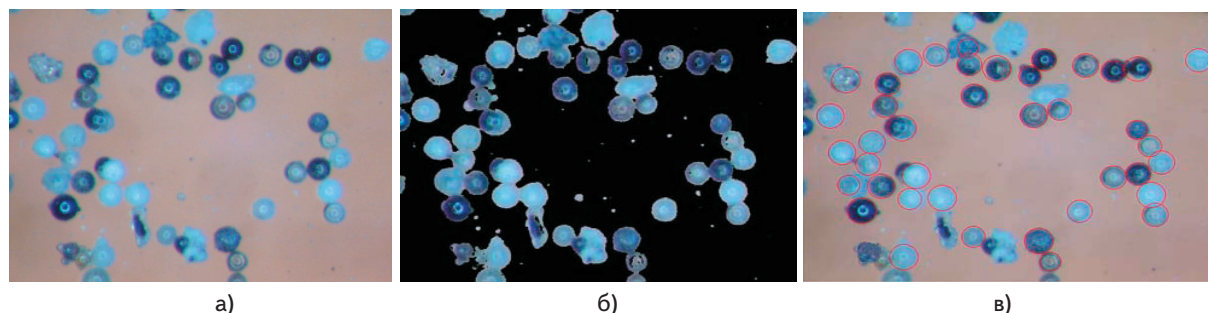


Рис. 7. Пример распознавания округлых объектов на снимке золы: а) исходное изображение, б) выделения объектов для анализа, в) распознанные округлые объекты

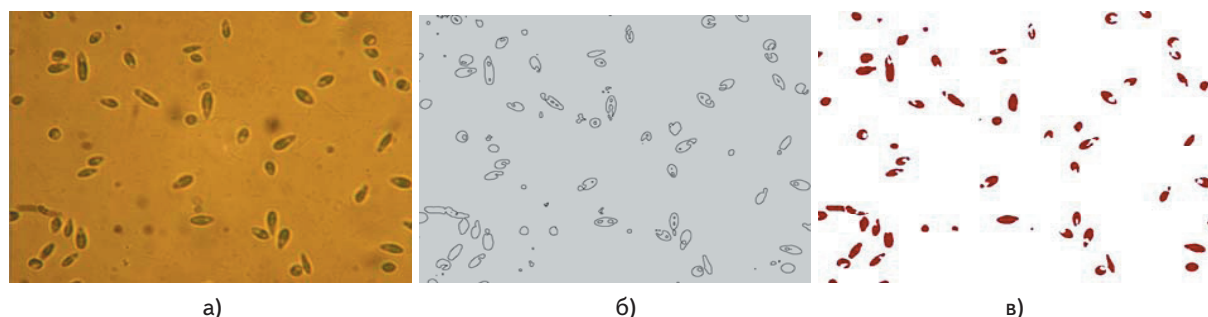


Рис. 8. Пример распознавание объектов водоросли *D. viridis*: а) исходное изображение, в) определение площади, б) найденные контуры

При определении границ и количества объектов в жидкости хороший результат показал модифицированный метод Хаффа для определения линий второго порядка. На рис. 8 представлен пример нахождения замкнутых контуров. Нахождение количества объектов, их площади, длины контура по изображению, представленному на рис. 8. б) уже не составляет труда.

4. Выводы

Анализ показал, что для разных классов изображений требуются свои подходы, основанные на комбинации различных методов распознавания. Вопрос о разработке универсального метода сегментации и кластеризации с целью оценки качества веществ в условиях неопределенности остается открытым. Один из возможных выходов из положения находится в рамках имитационного моделирования, основанного на обучении автоматизированных систем с помощью учителя.

Литература

1. Путятин Е.П., Аверин С.И. Обработка изображений в робототехнике. – М.: Машиностроение, 1990. – 320 с.
2. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern classification (2nd edition) 2001, 738 pages.
3. Белякова Г.А., Дьяков Ю.Т., Тарасов К.Л. Водоросли и грибы. Ботаника в 4-х томах. Т.1 – М.: ИЦ Академия, 2006.