

Выбор метода распознавания информационных признаков изображения для анализа флотационной пены

Батюков С.В.
Кафедра ТОЭ, ФИТУ
БГУИР
Минск, Беларусь
e-mail: batiukov@bsuir.by

Аннотация – Для измерения параметров процесса флотации целесообразно анализировать внешний вид пены флотационной машины, что позволит значительно уменьшить число измерительных приборов, дискретность выдачи результатов, а также упростить целевую функцию, служащую для характеристики качества процесса флотации.

Ключевые слова: флотация; методы; информационные признаки; процесс; изображение

I. ВВЕДЕНИЕ

Одним из показателей качества процесса обогащения калийной руды может являться вид флотационной пены, который в настоящее время анализируется человеком-оператором флотационной машины. Использование человека в качестве универсального измерительного прибора имеет очевидные недостатки: точность показаний такого «прибора» сильно зависит от опыта работы, текущего физического и психологического состояния; «прибор» требует ежемесячной зарплаты, перерывов на обед и сон, летнего отпуска и т.д. В связи с этим существует необходимость в разработке алгоритмов и программных модулей распознавания признаков изображения, описывающих качество процесса флотации (информационных признаков), а также выявление взаимосвязи между информационными признаками процесса флотации и управляющими переменными процесса.

II. ВЫБОР МЕТОДА РАСПОЗНАВАНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ ПРИЗНАКОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Для распознавания информационных признаков изображения можно использовать два подхода:

- дифференциальный, при котором выделяются единичные признаки (размер пузырей, цвет пены и т.д.);
- интегральный, при котором текущее изображение сравнивается с тестовым набором изображений-шаблонов, соответствующих различным режимам флотации.

Для реализации каждого из подходов существует огромное число методов, однако все их можно разделить на три категории: признаковые, кластерные и модельные [1,2]. К категории признаковых относятся методы, основанные на эмпирических знаниях и попытках формализовать процессы распознавания, происходящие в головном мозге человека. К таким методам можно отнести методы с явным выделением признаков и методы шаблонного сравнения. В этих методах осуществляется выделение структурных элементов изображения.

Исторически первым в признаковой категории являются геометрические методы [3–5]. В ходе распознавания выделяются ключевые точки с использованием детекторов характерных элементов изображения, затем анализируется их взаимное

расположение.

Анализ локальных признаков (АЛП) является методом, использующим топографическое индексирование для описания изображения. По сути, АЛП представляет собой банк локально коррелированных детекторов. Детекторы осуществляют разложение по методу главных компонент (МГК). Ошибочность такого представления равна ошибке разложения по методу главных компонент, однако такое представление позволяет резко уменьшить критичность к вариациям освещения, понизить чувствительность к вращению и уменьшить вычислительную сложность по сравнению с методом главных компонент.

Принципиально иной подход к распознаванию лежит в основе категории кластерных методов. Их первоначальный принцип заключается в корреляционном сравнении исходного и шаблонного изображений. Эти методы не ставят своей задачей выделить структурные элементы; признаками тут являются все пиксели изображения. Однако, так как корреляционная схема избыточна, обладает большой вычислительной сложностью и пригодна для распознавания недеформируемых объектов с неизменным положением и освещением, то эти методы практически не используются для распознавания динамично меняющихся изображений. Тем не менее, сужая пространство исходных признаков, можно сильно улучшить показатели быстродействия алгоритма [6–8].

МГК является классическим кластерным методом распознавания. Сам метод и некоторые принципы, используемые в нем, часто используются на стадиях предварительной цифровой обработки, как в кластерных, так и в других способах распознавания. Для проведения классификации в МГК любое изображение представляется как вектор в n -мерном пространстве, где n – количество пикселей изображения.

Теоретическое основание метода заключается в переводе исходного изображения в пространство признаков с гораздо меньшей размерностью, в котором его можно максимально полно охарактеризовать. Применение метода к набору векторов линейного пространства позволяет перейти к такому базису, что основная дисперсия будет направлена вдоль нескольких первых осей базиса, называемых главными осями. Это позволяет представить уникальность векторов шаблонного набора с помощью нескольких компонент. На практике для осуществления метода используется преобразование Карунена-Лозва. При распознавании исходного изображения по методу МГК вычисляются две характеристики: расстояние от проекции тестового вектора до среднего вектора тренировочного набора и расстояние от тестового вектора до его проекции в подпространство главных компонент. Исходя из этих параметров, выносятся

решение о принадлежности тестового объекта классу, образованному тренировочным набором.

Также успешно применяются нейронные сети для решения многих задач распознавания, при этом обычно используется структура многослойного перцептрона. Математически работа перцептрона сводится к классификации входных сигналов, принадлежащих n -мерному гиперпространству по некоторому числу классов. Это происходит путём разбиения гиперпространства гиперплоскостями. Нейронная сеть может демонстрировать очень высокие результаты, но известным недостатком нейронной сети является необходимость тщательной подстройки весовых коэффициентов [9, 10].

Модельным методом является использование деформируемых 3D моделей [11]. В ходе работы метода на исходном изображении выделяются стандартные элементы и ставится в соответствие 3D модель среднего шаблона из всех изображений базы, затем происходит ряд трансформаций, чтобы подогнать модель к оригиналу. Сначала меняется ориентация и размер средней модели, затем её освещение и форма. Вычисляя расстояние между изображениями из базы и подогнанной 3D моделью, можно найти модель наиболее соответствующего шаблона. Из всех рассмотренных методов, данный является наиболее точным, однако сложность алгоритма не позволяет производить анализ в реальном масштабе времени.

III. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, первоначально в качестве рабочего метода предлагается выбрать геометрический метод, что позволит произвести наиболее простую замену человека-оператора с использованием накопленной априорной информации о взаимосвязи видимых характеристик флотационной пены с параметрами технологического процесса. В качестве информационных признаков будем использовать:

- цветовые координаты изображения пены в пространстве RGB;
- размеры пузырей;
- скорость и направление движения пузырей.

На основе накопленной информации будет произведен более точный количественный анализ

взаимосвязей отдельных признаков изображения с параметрами технологического процесса, на основе которого будут сгенерированы изображения-шаблоны, содержащие только необходимое количество информационных признаков и соответствующие различным режимам процесса флотации.

Для сравнения текущего состояния процесса флотации с эталонным можно использовать метод главных компонент. Такой подход позволит увеличить скорость обработки изображений при повышении числа обрабатываемых информационных признаков [12].

- [1]. Форсайт, Д.А. Компьютерное зрение. Современный подход / Д.А. Форсайт, Ж. Понс; пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. – 928 с.
- [2]. Evdokimov, A.O. Recognition of plane images of group point objects in the presence of detection errors / A. O. Evdokimov // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2008. – v.18, №3. – P. 453-459.
- [3]. Шурыгин, А.М. Распознавание образов по межточечным расстояниям / А.М. Шурыгин // Доклады Академии наук. – 2005. – № 5. – С. 609-612.
- [4]. M. Ordowski, M. Geometric linear discriminant analysis for pattern recognition / M. Ordowski, G.G.L. Meyer // Pattern Recognition. – 2004. – № 3. – P. 421-428.
- [5]. Yang, Z. Image processing and geometric parameters extracted from sliced image of porous biomaterial / Z. Yang, X.F. Peng, X.F. et al. // Advanced Powder Technology. – 2007. – v. 18, №2. – P. 187-213.
- [6]. Ekinci, M. Palmprint Recognition by Applying Wavelet-Based Kernel PCA / M. Ekinci, M. Aykut // Journal of Computer Science and Technology, Springer US. – 2008. – V. 23, №5. – P. 851-861.
- [7]. Product quality prediction by a neural soft-sensor based on MSA and PCA / Shi, J., Liu, X.-G // International Journal of Automation and Computing, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. – 2006. – V.3, №1. – P. 17-22.
- [8]. Яне, Б. Цифровая обработка изображений; пер. с англ. / Б. Яне. – М.: Мир, 2007. – 583 с.
- [9]. Никитин, К.В. Новый подход к применению рекуррентных нейронных сетей для решения задач распознавания образов / К.В. Никитин, Е. Н. Бендерская // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. – 2007. – № 4. – С. 85-92.
- [10]. Анализ цифровых изображений / Под ред. С.В.Абламейко. – Мн.: ОИПИ, 2003. – 197 с.
- [11]. Шапиро, Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман; пер. с англ. – М.: Бином. Лаборатория знаний. – 2006. – 752 с.
- [12]. Африн, А.Г. Повышение производительности устройства распознавания образов на основе метода ассоциативной организации памяти эталонов / А.Г. Африн, Т.З. Аралбаев // Автоматизация в промышленности. – 2007. – № 9. – С. 7-10.