

УДК 004.89
ББК 32.813

АВТОМАТИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА ПРОДУКЦИИ ПРИ СОЗДАНИИ ФУНКЦИОНАЛЬНЫХ МАТЕРИАЛОВ

Шарыбин С. И.¹, Столбов В. Ю.²

(Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь)

Описывается адаптация и использование подходов инженерии знаний для задач определения физико-механических свойств металлов при создании функциональных материалов. Проводится описание разработанного метода распознавания образов в задаче анализа шлифов металла и классификации наблюдаемой зёрненной структуры.

Ключевые слова: анализ шлифов, зерновые микроструктуры, идентификация параметров, функциональные материалы, методы распознавания образов.

1. Введение

Рассматривается задача автоматизации процессов анализа и классификации сложных микроструктур металлов и сплавов при производстве функциональных материалов с целью контроля соответствия свойств этих материалов заранее заданным.

Необходимость проведения подобного анализа возникает как в процессах создания функциональных материалов при контроле создаваемой структуры, так и при разработке функциональных материалов в лабораториях, где требуется проверка соответствия свойств смоделированной структуры заданным макросвойствам материала.

¹ Шарыбин Сергей Игоревич, аспирант (sergey.vfx@gmail.com).

² Столбов Валерий Юрьевич, доктор технических наук, профессор.

Как известно, физико-механические свойства металлов определяются его зёрненной микроструктурой. Поэтому задачи определения физико-механических свойств можно свести к задачам анализа и классификации самой зёрненной структуры металла. Для этого достаточно иметь базу знаний или же некий математический оператор для сопоставления класса микроструктуры и её численных характеристик со свойствами материала на макроуровне.

Существует не так много программных и программно-аппаратных комплексов для проведения анализа микроструктур, но все они решают лишь часть рассматриваемой здесь задачи. Так, например, программно-аппаратные комплексы фирм SIAMS и Carl Zeiss [6, 9] способны подготавливать шлиф металла и подсчитывать численные характеристики зёрненных структур на этом шлифе. К этой же категории можно отнести такие комплексы, как GLEEBE [8], которые не только помогают при создании шлифов и проведении их базового анализа, но также позволяют моделировать изменения микроструктуры под влиянием различных факторов. Сюда же относятся такие программные комплексы, как Thixomet [7], которые направлены на упрощение подсчёта численных характеристик материала. Однако, заключение о свойствах материала во всех этих системах ложится на плечи самого эксперта-материаловеда.

В подобном направлении движутся и работы [3, 4], которые также нацелены на создание систем и методов подсчёта численных характеристик шлифа изучаемого материала. При этом одни авторы используют программы обработки изображений и математические пакеты общего назначения (что оказывает негативное влияние при попытках адаптации применяемых алгоритмов в рамках единой автоматизированной системы), другие же авторы работают над более автоматизированными системами. Также следует отметить работы таких авторов, как [5, 2], в которых описывается создание автоматизированных систем классификации зёрненных структур с применением подходов искусственного интеллекта. Эти работы наиболее близки к поставленной нами цели, однако тоже не лишены недостатков. В этих работах акцент ставится на том, что свойства металла

зависят от количественной доли и среднего размера зерна. Подобная эвристика справедлива при работе со сталями, полученными традиционными способами (литьё,ковка и т.д.). Однако они становятся мало применимыми при работе с функциональными материалами.

Как вывод из приведённой краткой истории изучаемой проблемы можно отметить то, что часть существующих методов и программных реализаций могут быть использованы как начальный этап идентификации физико-механических свойств материала, однако все эти работы будут предполагать наличие эксперта-металловеда для приведения заключения о свойствах материала.

Целью работы является создание интеллектуальной системы анализа и классификации сложных микроструктур на шлифах металлов и сплавов, позволяющей:

- Классифицировать наблюдаемые сложные микроструктуры (производить фазовый анализ).
- Идентифицировать количественные параметры микроструктур (бал зерна, ориентацию зёрен, межпластинчатое расстояние и т.д.).
- Определять физико-механические свойства материала на макроуровне используя результат качественного и количественного анализов микрошлифа.

Постановка задачи. Рассматривается задача классификации структур на фотографии микрошлифа металла или сплава. Считается, что имеется фотография микрошлифа в цифровом виде, для которой известно:

- микроскоп, который использовался для получения фотографии;
- увеличение микроскопа, при котором эта фотография была сделана.

По этой фотографии шлифа требуется определить зоны однородности структур, наблюдаемых на микрошлифе, а также классы структур, к которым принадлежат эти зоны.

Вывод результата должен производиться в виде, удобном для использования экспертом-материаловедом.

Эта задача уже была рассмотрена в более ранних статьях авторов [11-12], и как было отмечено в [11], существующие распространённые подходы к распознаванию образов плохо применимы в рамках решаемой задачи и необходима модификация существующих подходов для получения приемлемых результатов.

2. Описание метода распознавания сложных зёрненных микроструктур

Как уже упоминалось выше, входными данными метода распознавания классов микроструктур является фотография микрошлифа в электронном виде, для которой известен масштаб и модель микроскопа.

Необходимость знания модели микроскопа вызвана тем, что различные микроскопы могут давать различную картинку одного и того же шлифа (например, феррит в электронном и оптическом микроскопе выглядит совершенно иначе). Это также накладывает ограничение на то, что обучающая выборка должна быть сделана на том же микроскопе, с которого в дальнейшем будет проводиться итоговый анализ.

За основу метода классификации был взят алгоритм подсчёта одинаковости блоков изображений, называемый «сумма абсолютных разностей», который широко распространён в задачах (де)кодирования видео [15]. Этот алгоритм, по сути, определяет норму L^1 разницы изображений, часто именуемую манхэттен-расстоянием [14]. В математической форме эта норма имеет вид

$$(1) \text{ SAD}(Image_1, Image_2) = \sum_{x=1}^{width} \sum_{y=1}^{height} (|Image_1(x, y) - Image_2(x, y)|)$$

где $Image_1$ и $Image_2$ – это два изображения, между которыми производится подсчёт одинаковости; $width$, $height$ – это ширина и высота изображений (оба изображения должны быть одинаковой размерности); $Image_1(x, y)$ и $Image_2(x, y)$ – это функции, которые возвращают значение пикселя соответствующего изображения для координаты (x, y) .

Как было показано в [11], использование этой нормы дало более адекватные результаты, чем использование традиционных подходов с использованием нейронных сетей для распознавания образов. Однако для проведения качественного анализа требуется более высокий уровень достоверности проведения классификации.

Одной из наиболее серьёзных причин недостаточной достоверности работы алгоритмов распознавания является то, что они не берут во внимание тот факт, что фазы на фотографии классифицируемого шлифа могут быть повернуты относительно тех, что присутствовали на фотографиях из обучающей выборки. Поэтому для решения этой проблемы предложено вместо того, чтобы искать степень одинаковости зон на анализируемом шлифе с обучающей выборкой, лучше искать максимум степени похожести между анализируемой областью и всевозможно повернутыми образцами из обучающей выборки. Это решит упомянутое ограничение, но сделает процесс классификации много медленнее, чего хотелось бы избежать.

Предположим, что угол поворота, на который разнятся образцы из обучающей выборки с классифицируемой областью на фотографии, достаточно мал – в пределах 5-10 градусов. Такое предположение делает возможным использование метода наименьших квадратов для поиска угла, дающего минимальное значение функции невязки.

Но перед тем, как перейти к описанию использования метода наименьших квадратов в данной задаче, вначале рассмотрим то, как наиболее оптимально считать невязку между классифицируемой областью и повернутым образцом из базы знаний. Логично предположить, что применения поворота на само изображение приведёт к значительной потере точности, поэтому в разрабатываемой системе используется иной подход.

А именно, поворачивается не само изображение, а преобразованию подвергаются лишь координаты. То есть в формуле (1) сумма идёт не по компонентной разности изображений, а выражения вида:

$$(2) \text{Image}_q(x, y) - \text{Image}_q(M \cdot (x, y))$$

где M является матрицей преобразования координат, использование и вид которой подробнее описан в [16]. Здесь лишь отметим, что матрица преобразования однозначно определяется из угла поворота, масштаба и прочих аффинных преобразований.

Из представленного выражения видно, что в общем случае от изображения нужно будет получать значение пикселя для дробной координаты. Для этого используется подход билинейного интерполирования, более подробно рассмотренный в [14].

Легко заметить, что для работы метода наименьших квадратов в исходном выражении (1) левую и правую часть можно возвести в квадрат, не нарушая общности выражения. Таким образом, предлагаемый алгоритм минимизирует выражение (3), варьируя компонентами матрицы M .

$$(3) SAD^2(Image_1, Image_2) = \sum_{x=1}^{width} \sum_{y=1}^{height} (Image_1(x, y) - Image_2(M \cdot (x, y)))^2.$$

Минимизация производится по методу Левенберга-Марквардта [13], который является альтернативой методу Гаусса-Ньютона и может быть рассмотрен как комбинация метода Гаусса-Ньютона с методом градиентного спуска. Этот метод отличается в лучшую сторону от последнего тем, что он более устойчив даже в случаях, когда начинает работать от точки, далеко удалённой от минимума. Стоит также отметить, что этот метод ищет локальный минимум, который не обязательно совпадает с абсолютным. Однако, используя предположение о том, что фазы на анализируемом шлифе повернуты на малый угол относительно образцов из базы знаний, эта специфика работы метода не является существенной при проведении классификации.

3. Структура системы

Как уже было упомянуто ранее, описанный алгоритм классификации решает немаловажную, но всего одну задачу разрабатываемого программного комплекса и является одной из составляющих автоматизированной системы. Модульная схема программного комплекса представлена на рис. 1.

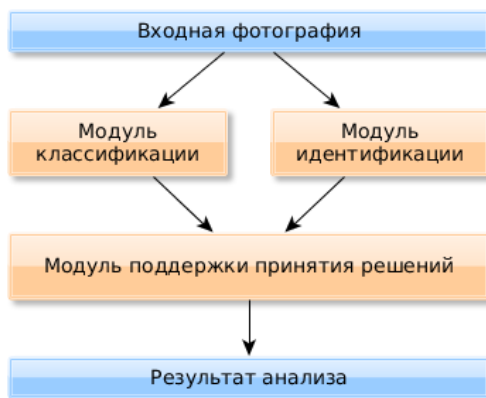


Рис. 1. Структурная схема программного комплекса

Следует отметить, что модуль поддержки принятия решений использует результаты количественного и качественного анализа микрошлифа и даёт заключение о физико-механических свойствах исследуемого материала.

4. Пример работы алгоритма классификации

Данные для проверки работы системы были взяты из базы данных лаборатории металлографии Магнитогорского государственного технического университета. Микрошлифы были получены после термообработки стали, марки 80Р, которая была подвержена закалке по следующему процессу:

- нагрев до 930°C путём проведения электрического тока 20KV;
- выдержка в течение 3 мин;
- охлаждение со скоростью 20°C/сек .

Система была обучена классам микроструктур, возникающим при таком технологическом процессе, по одному набору фотографий и была проверена по фотографиям, которые не входили в обучающую выборку.

На рис. 2 представлен результат классификации шлифа экспертами из лаборатории металлографии.

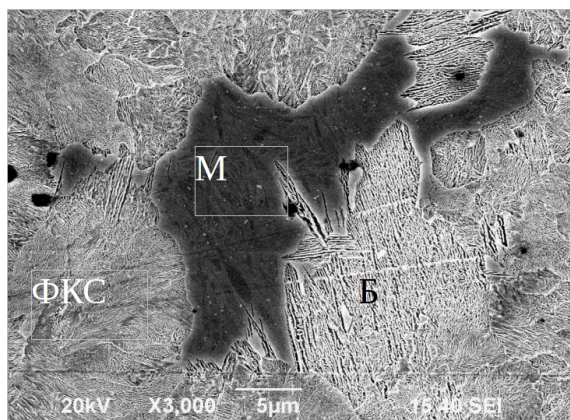


Рис. 2. Результат анализа шлифа экспертами

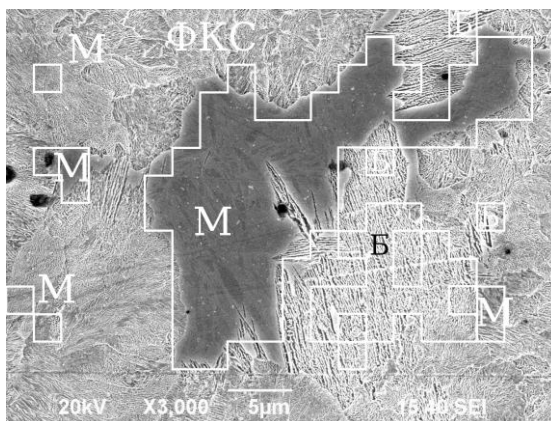


Рис. 3. Результат анализа шлифа разрабатываемой системой

Для проверки согласованности результата классификации, проведённого разрабатываемой системой, результатам, полу-

ченными при ручном анализе шлифа экспертами, используется критерий согласия Пирсона [1], которое задаётся выражением:

$$(4) \chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i},$$

где χ^2 – статистика критерия Пирсона, O_i – наблюдаемая частота явления, E_i – теоретическая частота явления, n – количество наблюдаемых явлений.

Известно, что этот критерий справедливо использовать в случаях, когда размер выборки составляет, по крайней мере, 25 элементов. Для достижения такого размера выборки на небольшом объёме исследуемых фотографий было решено разделить каждую из них на 25 блоков (5 разбиений вдоль каждой из сторон). Такое подразбиение является корректным, так как алгоритм классификации можно запустить на каждом из таких блоков, тем самым гарантируя независимость классификации каждой из областей.

Более того, такое разбиение также позволяет не только определять согласованность объёмных долей распознанных структур, но и согласованность распределения классов на шлифе.

Для каждой из этих 25 подобластей подсчитывается площадь, занимаемая каждым из классов как по результатам ручного анализа (что соответствует теоретической выборке при применении критерия), так и по результатам автоматического анализа (что соответствует наблюдаемой выборке при применении критерия).

В данном случае имеем 3 анализируемых класса микро-структур (ферритино-карбидная смесь, мартенсит и бейнит) и по каждому из них получаем статистику по 25 подобластям на фотографии. Следует отметить, что размер блока выбирается из условия, что частота соответствующего явления в блоке не должна быть нулевой. Если это происходит, то соседние блоки необходимо объединять. Применяя это во внимание при подсчёте статистики результатов анализа фотографии, представленной на рис. 2, получаем 45 блоков после объединения.

Применяя критерий согласия Пирсона (с вышеуказанными замечаниями) к полученной выборке данных анализа иссле-

дуемой фотографии, по формуле (4) определяем расчётное значение – $\chi^2_{расч} = 4.58$. Будем считать, что классы микроструктур на фотографии распределены по нормальному закону, тогда табличное значение $\chi^2_{табл}(42) = 28.14$. Число 42 соответствует количеству степеней свободы (45 экспериментов и 2 параметра за счет предложения о нормальности распределения классов). Таким образом, получаем, что $\chi^2_{расч} \leq \chi^2_{табл}^{0.05}$. Это позволяет принять гипотезу о том, что автоматическая классификация согласована с результатом анализа экспертами с уровнем доверия 0.95.

5. Выводы

Показано, что разработанный гибридный алгоритм распознавания зёрненных структур на фотографиях шлифов металлов позволяет проводить классификацию областей шлифа и отнести исследуемую микроструктуру к тому или иному классу с заданной точностью. Приведённый пример работы разработанного алгоритма при распознавании структур на микрошлифе стали марки 80P доказывает адекватность проводимой классификации и возможность его применения при разработке технологии получения функциональных материалов.

Литература

1. АЙВАЗЯН С. А. И ДР. ПРИКЛАДНАЯ СТАТИСТИКА: ОСНОВЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ И ПЕРВИЧНАЯ ОБРАБОТКА ДАННЫХ. СПРАВОЧНОЕ ИЗД. / С. А. АЙВАЗЯН, И. С. ЕНЮКОВ, Л. Д. МЕШАЛКИН. — М.: ФИНАНСЫ И СТАТИСТИКА, 1983. — 471 С.
2. ГОНТОВОЙ С. В. АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ КОМПЬЮТЕРНАЯ СИСТЕМА МЕТАЛЛОГРАФИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА МЕТАЛЛОВ / С. В. ГОНТОВОЙ, В. А. ЕМЕЛЬЯНОВ //

- РАДИОЭЛЕКТРОННИ І КОМП'ЮТЕРНІ СИСТЕМИ. – 2010. – № 5(46). – С. 197 – 202.
3. КОСТЫЛЕВА Л.В., САНТАЛОВА Е.А., ИЛЬИНСКИЙ В.А. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОБЪЕМНОЙ ДОЛИ ДЕНДРИТНЫХ ВЕТВЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КОМПЬЮТЕРНЫХ ПРОГРАММ // ЗАВОДСКАЯ ЛАБОРАТОРИЯ. – 2003. – № 11. – С. 33-36.
 4. МАРТЮШЕВ Н.В. ПРОГРАММНЫЕ СРЕДСТВА ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО МЕТАЛЛОГРАФИЧЕСКОГО АНАЛИЗА // СОВРЕМЕННЫЕ ПРОБЛЕМЫ НАУКИ И ОБРАЗОВАНИЯ. – 2012. – № 5. – С. 1-6.
 5. ЭЛЕКТРОННЫЙ РЕСУРС
[HTTP://WWW.MASTERS.DONNTU.EDU.UA/2008/KITA/IVANOVA/DISS/INDEX.HTM](http://www.masters.donntu.edu.ua/2008/kita/ivanova/diss/index.htm)
 6. ЭЛЕКТРОННЫЙ РЕСУРС
[HTTP://SIAMS.COM/SOLUTIONS/SOL_GRAIN_ANISOTROPY.HTM](http://siams.com/solutions/sol_grain_anisotropy.htm).
 7. ЭЛЕКТРОННЫЙ РЕСУРС
[HTTP://TNIXOMET.RU/PRODUCTS/?SHOW=2](http://tnixomet.ru/products/?show=2).
 8. ЭЛЕКТРОННЫЙ РЕСУРС [HTTP://WWW.GLEEBLE.COM/](http://www.bleeble.com/).
 9. ЭЛЕКТРОННЫЙ РЕСУРС
[HTTP://WWW.OPTEC.ZEISS.RU/MATERIAL/?N=23446703](http://www.optec.zeiss.ru/material/?N=23446703)
 10. ШАРЫБИН С.И., КЛЮЕВ А.В., СТОЛБОВ В.Ю. ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ СЛОЖНОЙ ЗЕРНОВОЙ СТРУКТУРЫ МЕТАЛЛОВ И СПЛАВОВ // ИЗВЕСТИЯ ВУЗОВ. ЧЕРНАЯ МЕТАЛЛУРГИЯ. - 2013. - № 3. - С. 34-38.
 11. ШАРЫБИН С.И., КЛЮЕВ А.В., СТОЛБОВ В.Ю. СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ В ЗАДАЧАХ ПОИСКА ХАРАКТЕРНЫХ ЗЕРНОВЫХ МИКРОСТРУКТУР НА ФОТОГРАФИЯХ ШЛИФОВ МЕТАЛЛОВ И СПЛАВОВ // ИЗВ. ВУЗОВ. ЧЕРНАЯ МЕТАЛЛУРГИЯ. – 2012. – №9. – С. 49-53.
 12. ШАРЫБИН С.И. АВТОМАТИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ АНАЛИЗА И КЛАССИФИКАЦИИ СЛОЖНЫХ МЕЗОСТРУКТУР МЕТАЛЛОВ И СПЛАВОВ / МАТЕРИАЛЫ 10-Й ВСЕРОССИЙСКОЙ ШКОЛЫ-

КОНФЕРЕНЦИИ МОЛОДЫХ УЧЕНЫХ «УПРАВЛЕНИЕ БОЛЬШИМИ СИСТЕМАМИ» ТЗ. – УФА: ИЗД-ВО УГТАУ, 2013. С. 322-226

13. KELLEY C. T.. ITERATIVE METHODS FOR OPTIMIZATION. SIAM, 1999. – 180 P.
14. KRAUSE E. F.. TAXICAB GEOMETRY: AN ADVENTURE IN NON-EUCLIDEAN GEOMETRY. COURIER DOVER PUBLICATIONS, 1986. 88 PAGES.
15. RICHARDSON E. G. , IAIN (2003). H.264 AND MPEG-4 VIDEO COMPRESSION: VIDEO CODING FOR NEXT-GENERATION MULTIMEDIA. CHICHESTER: JOHN WILEY & SONS LTD.
16. SHIH FRANK. IMAGE PROCESSING AND PATTERN RECOGNITION: FUNDAMENTALS AND TECHNIQUES. IEEE PRESS, 2010. – 537 P.

AUTOMATIZATION OF FUNCTIONAL MATERIALS MANUFACTURE QUALITY CONTROL PROCESS

Sergey Sharybin, Perm National Research Polytechnic University, Perm, graduate student (sergey.vfx@gmail.com).

Valeriy Stolbov, Perm National Research Polytechnic University, Per, Doctor of Science, professor.

Abstract: Describes adaptation and usage of knowledge engineering approaches in problems of physical-mechanical metal properties identification when creating functional materials. Also describes developed method of image recognition in thin metal section classification problems..

Keywords: section analysis, grain microstructures, parameter identification, functional materials, image recognition methods.