

УДК 004.89

**С.И. Шарыбин, В.Ю. Столбов**

Пермский национальный исследовательский  
политехнический университет, Пермь, Россия

## **ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧИ АНАЛИЗА И КЛАССИФИКАЦИИ СЛОЖНЫХ МИКРОСТРУКТУР НА ШЛИФАХ МЕТАЛЛОВ И СПЛАВОВ**

Рассматривается один из подходов инженерии знаний к решению задач контроля физико-механических свойств при создании функциональных материалов. Приводится описание разработанного метода распознавания образов в задаче анализа шлифов металла и классификации наблюдаемой зёрненной структуры.

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

**S.I. Sharybin, V.Iu. Stolbov**

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

## **ABOUT AN APPROACH TO PROBLEMS SOLUTION OF COMPLEX MICROSTRUCTURES ANALYSIS AND CLASSIFICATION ON THIN METAL SECTIONS**

An approach knowledge engineering in problems of physical-mechanical metal properties identification when creating functional materials is considered. 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.

### **Введение**

Как известно [1], физико-механические свойства металлов в значительной мере зависят от их зёрненной микроструктуры. Поэтому задачи определения физико-механических свойств можно свести к задачам анализа и классификации самой зёрненной структуры металла. Для этого достаточно иметь базу знаний для сопоставления класса микроструктуры и ее численных характеристик со свойствами материала на макроуровне.

В подобном направлении движутся многие исследователи в области металлографии. Например, в работе [2] предлагается метод классификации, основанный на вычислении меры корреляции между эталоном изучаемой микроструктуры и исследуемым образцом. Однако корреляция чувствительна к шумам и не является инвариантной величиной к поворотам и масштабам измеряемого объекта, что затрудняет широкое применение данного метода. Многие исследования, например [3, 4], нацелены на разработку методов определения 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. Например, в работах [5, 6] описывается создание автоматизированных систем классификации зёрнистых структур с применением подходов искусственного интеллекта. Эти работы наиболее близки к поставленной в данной статье цели, однако также 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 (литье,ковка и т.д.). Однако они становятся малоприменимыми при работе с функциональными материалами. Поэтому развитие методов автоматизации процесса распознавания сложных микроструктур на основе интеллектуальных технологий является актуальным направлением исследований в области создания новых материалов.

### **1. Постановка задачи**

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

- модель микроскопа, 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.

## 2. Описание метода классификации

Как 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 по-разному). 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 подсчета одинаковости блоков изображений, называемый «сумма абсолютных разностей», который широко распространен в задачах (де)кодирования видео [7]. Этот алгоритм, по сути, определяет норму  $L^1$  разницы изображений, часто именуемую манхэттен-расстоянием [8]. В математической форме эта норма имеет вид

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

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

Как было показано в [9, 10], использование этой нормы дало более адекватные результаты, чем традиционные подходы с применением нейронных сетей для распознавания образов. Однако для проведения качественного анализа требуется более высокий уровень достоверности проведения классификации.

Одной из наиболее серьезных 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, искать максимум степени похожести между анализируемой областью и всевозможно повернутыми образцами из обучающей выборки. Это решит упомянутое ограничение, но сделает процесс классификации более медленным, 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°. 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, рассмотрим, как наиболее оптимально определять невязку между классифицируемой областью и повернутым образцом из базы знаний. Логично предположить, что применение поворота на само изображение приведет к значительной потере точности, поэтому в разрабатываемой системе используется иной подход. Поворачивается не само изображение – преобразованию подвергаются лишь координаты. Другими словами, в формуле (1) сумма берется не от компонентной разности, а от выражения вида

$$Image_1(x, y) - Image_2(f(x), g(y)), \quad (2)$$

где функции  $f(x)$  и  $g(y)$  производят поворот координат. Стоит отметить, что система не ограничивается лишь поворотом, а допускает масштабирование в небольших пределах. Именно по этой причине в выражении (2) использованы обобщенные обозначения.

Подобное преобразование удобно записывать в матричной форме:

$$Image_1(x, y) - Image_2(M \cdot (x, y)), \quad (3)$$

где  $M$  является матрицей преобразования координат, использование и вид которой более подробно описан в [11]. Здесь лишь отметим, что матрица преобразования однозначно определяется углом поворота, масштабом и другими аффинными преобразованиями исследуемых изображений.

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 [11]). Суть подобной интерполяции сводится к применению линейной интерполяции по осям  $X$ . Вдоль каждой оси значение итоговой функции считается по формуле

$$g(u) = f(\lfloor u \rfloor) \cdot \{u\} + f(\lfloor u \rfloor + 1) \cdot (\{u\} - 1), \quad (4)$$

где  $g(u)$  является функцией, производящей линейную интерполяцию функции  $f(u)$ , причем функция  $f(u)$  определена лишь для целочисленных значений  $u$ , а  $g(u)$  – для действительных значений  $u$ .

Применение такой интерполяции позволяет значительно уменьшить погрешности, возникающие за счет дискретности пространства координат на цифровой фотографии шлифа.

Легко заметить, что для работы метода наименьших квадратов в исходном выражении (1) левую и правую часть можно возвести в квадрат, не нарушая общности выражения. Тогда исходная задача сводится к минимизации квадратичной невязки (5) с варьированием компонентов матрицы  $M$ .

$$\begin{aligned} SAD^2 (Image_1, Image_2) = \\ = \sum_{x=1}^{width} \sum_{y=1}^{height} (Image_1(x, y) - Image_2(M \cdot (x, y)))^2. \end{aligned} \quad (5)$$

Минимизация производится по методу Левенберга – Марквардта [12], который является альтернативой методу Гаусса – Ньютона и может быть рассмотрен как комбинация метода Гаусса – Ньютона с методом градиентного спуска. Этот метод имеет преимущество, заключающееся в том, что он более устойчив даже в случаях, когда начинает работать от точки, далеко удаленной от минимума. Следует отметить, что этот метод ищет локальный минимум, который не обязательно совпадает с абсолютным экстремумом. Однако, с учетом предположения о том, что фазы на анализируемом шлифе повернуты на малый угол относительно образцов из базы знаний, эта специфика метода не является существенной при классификации.

### 3. Пример работы алгоритма классификации

Данные для проверки работы алгоритма были получены в лаборатории металлографии НИИ наносталей Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова. Микрошлифы изготовлены после термообработки стали марки 80P, которая была подвержена закалке в следующей последовательности:

- нагрев до 930 °С путем проведения электрического тока 20 кВ;
- выдержка в течение 3 мин;
- охлаждение со скоростью 20 °С/с.

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

На рис. 1 представлен результат классификации шлифа экспертами из лаборатории металлографии.

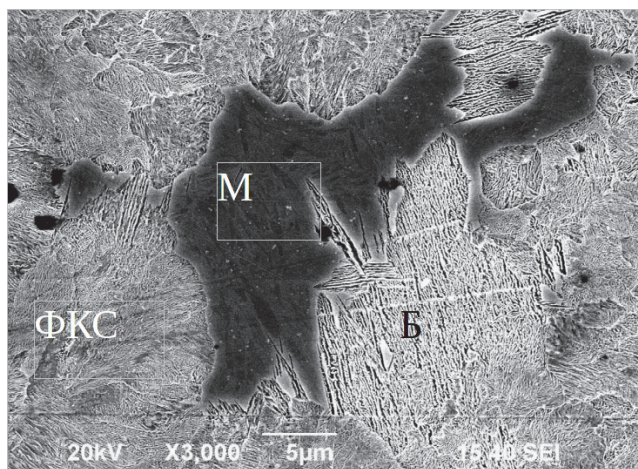


Рис. 1. Результат анализа шлифа экспертами

На рис. 2 приведен результат анализа этого же шлифа с помощью разработанного алгоритма.

Как видно из качественного сравнения результатов распознавания и классификации, адекватность работы алгоритма достаточно высока. Однако для количественного сравнения расчетных и экспериментальных результатов классификации была предложена методика, основанная на применении статистического анализа данных.

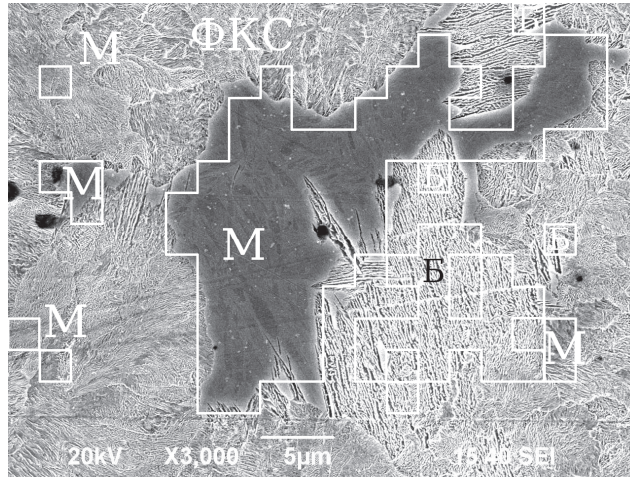


Рис. 2. Результат компьютерного анализа шлифа

#### 4. Верификация алгоритма классификации

Для проверки согласованности результата классификации, полученного с применением разработанного алгоритма, с результатом, полученным при ручном анализе шлифа экспертами, используется критерий согласия Пирсона [13], который задается выражением

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}, \quad (6)$$

где  $\chi^2$  – 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 достаточно репрезентативен (обычно не менее 25 элементов).

Для достижения такого размера выборки на небольшом объеме исследуемых фотографий было решено разделить каждую из них на 25 блоков (5 разбиений вдоль каждой из сторон). Данное разбиение является корректным, так как алгоритм классификации можно запустить на каждом из таких блоков, тем самым гарантируя независимость классификации каждой из подобластей. Более того, такое разбиение позволяет определять не только согласованность объемных 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 три анализируемых класса микроструктур (ферритно-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. Принимая во внимание это условие, при подсчете 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 исследуемой фотографии, по формуле (6) определяем расчетное значение:  $\chi^2_{\text{расч}} = 4,58$ . Будем считать, что классы микроструктур на фотографии распределены по нормальному закону, тогда табличное значение  $\chi^2_{\text{табл}}{}^{0,05}(42) = 28,14$ . Число 42 соответствует количеству степеней свободы (45 экспериментов и 2 параметра за счет предположения о нормальности распределения классов). Таким образом, получаем, что  $\chi^2_{\text{расч}} \leq \chi^2_{\text{табл}}{}^{0,05}$ . Это позволяет принять гипотезу о том, что автоматическая классификация согласована с результатом анализа экспертами с уровнем доверия 0,95.

### Выводы

Описан алгоритм распознавания классов, результаты которого продемонстрированы на примере анализа фотографий микрошлифов стали 80P, полученных после различных режимов термообработки. Показано, что предлагаемая методика распознавания и классификации позволяет получать достоверные результаты, согласованные по критерию Пирсона с данными, получаемыми экспертами. Это позволяет делать вывод о возможности использования предлагаемого алгоритма при автоматизированном контроле микроструктур в процессах изготовления функциональных материалов.



### Список литературы

1. Металловедение и термообработка стали: справ. изд. в 3 т. / под ред. М.Л. Бернштейна, А.Г. Рахштада. – М.: Металлургия, 1991.
2. Forsyth D., Ponce J. Computer vision: A modern Approach. – Pearson, 2014. – 792 p.
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. Гонтовой С.В., Емельянов В.А. Автоматизированная компьютерная система металлографического контроля качества металлов // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2010. – № 5(46). – С. 197–202.
6. Яковлев А.В. Система обработки изображений шлифов металлов // Радиотехника, телевидение и связь: межвуз. сб. науч. тр. – Муром: Изд-во Муром. ин-та (филиала) ВлГУ, 1999.
7. Richardson E.G. Iain H.264 and MPEG-4 Video Compression: Video Coding for Next-generation Multimedia. – Chichester: John Wiley & Sons Ltd., 2003.
8. Krause E.F. Taxicab Geometry: An Adventure in Non-Euclidean Geometry. – Courier Dover Publications, 1986. – 88 p.
9. 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.
10. Шарыбин С.И., Клюев А.В., Столбов В.Ю. Идентификация параметров сложной зерновой структуры металлов и сплавов // Изв. вузов. Черная металлургия. – 2013. – № 3. – С. 34–38.
11. Frank Sh. Image processing and pattern recognition: fundamentals and techniques // IEEE Press. – 2010. – 537 p.
12. Kelley C.T. Iterative Methods for Optimization. – SIAM, 1999. – 180 p.
13. Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных: справ. изд. – М.: Финансы и статистика, 1983. – 471 с.

## References

1. Bernshtein M.L., Rakhshad A.G. Metallovedenie i termobrabotka stali [Steel metallography and thermal treatment]. Moscow: Metallugiia, 1991.
2. Forsyth D., Ponce J. Computer Vision: A Modern Approach. Pearson, 2012, 792 p.
3. Kostyleva L.V., Santalova E.A., Ilinskii V.A. Opredelenie obemnoi doli dendritnykh vetvei s ispol'zovaniem komp'iuternykh programm [Dendritic branches volume part determination using computer programs]. *Zavodskaiia laboratoriia*, 2003, no. 11, pp. 33-36.
4. Martushev N.V. Programmnye sredstva dlia avtomaticheskogo metallograficheskogo analiza [Software for the automatic metallographic analysis]. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniia*, 2012, no. 5, pp. 1-6.
5. Gontovoi S.V., Emel'ianov V.A. Avtomatizirovannaia komp'iuternaia sistema metallograficheskogo controlia kachestva metallov [Automated computer system of metallographic checking of metals quality]. *Radioelektronnye i komp'iuternye sistemy*, 2010, no. 5, pp 197-202.
6. Iakovlev A.V. Sistema obrabotki izobrazhenii shlifov metallov [Steel section image processing system]. *Mezhvuzovskii sbornik nauchnykh trudov "Radiotekhnika, televidenir i zviaz"*. Murom: Muromskii institut (filial) Vladimirskego gosudarstvennogo universiteta, 1999.
7. Richardson E.G. Iain H.264 and MPEG-4 Video Compression: Video Coding for Next-generation Multimedia. Chichester: John Wiley&Sons Ltd., 2003.
8. Krause E.F. Taxicab Geometry: An Adventure in Non-Euclidean Geometry. Courier Dover Publications, 1986, 88 p.
9. Sharybin S.I., Kluev A.V., Stolbov V.Iu. Sravnenie metodov raspoznavania obrazov v zadachakh poiska kharakternykh zerenykh microstructur na fotografiakh shlifov metallov [Image recognition methods comparison in problems of steel section grain microstructure analysis]. *Izvestiia vuzov. Chernaia metallurgii*, 2012, no. 9, pp. 49-53.
10. Sharybin S.I., Kluev A.V., Stolbov V.Iu. Identifikatsiia parametrov slozhnoi zernovoi struktury metallov i splavov [Complex grain structure of metals and alloys]. *Izvestiia vuzov. Chernaia metallurgii*, 2013, no. 3, pp. 34-38.
11. Shih Frank. Image processing and pattern recognition: fundamentals and techniques. *IEEE Press*, 2010, 537 p.

12. Kelley C.T. Iterative Methods for Optimization. SIAM, 1999, 180 p.
13. Aivazian S.A., Enukov I.S., Meshalkin L.D. Prikladnaia statistika: Osnovy modelirovaniia i pervichnaia obrabotka dannykh [Applied statistics: Modeling basics and primary data processing]. Moscow: Finansy i statistika, 1983, 471 p.

Получено 21.11.2014

### **Об авторах**

**Шарьбин Сергей Игоревич** (Пермь, Россия) – аспирант кафедры «Математическое моделирование систем и процессов» Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: sergey.vfx@gmail.com).

**Столбов Валерий Юрьевич** (Пермь, Россия) – доктор технических наук, профессор, декан факультета прикладной математики и механики Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: valeriy.stolbov@gmail.com).

### **About the authors**

**Sergei I. Sharybin** (Perm, Russian Federation) – Postgraduate student, Department of Mathematical Modeling of Systems and Processes, Perm National Research Polytechnic University (29, Komsomolsky av., Perm, 614990, Russian Federation, e-mail: sergey.vfx@gmail.com).

**Valerii Iu. Stolbov** (Perm, Russian Federation) – Doctor of Technical Sciences, Professor, Dean of Faculty of Applied Mathematics and Mechanics, Perm National Research Polytechnic University (29, Komsomolsky av., Perm, 614990, Russian Federation, e-mail: valeriy.stolbov@gmail.com).