

УДК 004.932.2

Гай В.Е., Жизняков А.Л.

КЛАССИФИКАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ МИКРОСТРУКТУР МЕТАЛЛОВ НА ОСНОВЕ МНОГОМАСШТАБНЫХ МОДЕЛЕЙ

В работе проведён анализ подходов к классификации изображений микроструктур металлов, также рассмотрен подход к классификации изображений металлографических шлифов на основе многомасштабных моделей. Для снижения ошибки классификации предлагается использовать адаптивную модель скрытого марковского дерева. Приведённые результаты показывают эффективность предложенного подхода.

In this work approaches` analysis to the classification of metal microstructures images is given, also approach to the classification of metallography images based on multiscale models is viewed. For the classification error decreasing using of the adaptive hidden markov tree model is suggested. Demonstrated results show the efficiency of the suggested approach.

Введение

В настоящее время в промышленности некоторые операции анализа микроструктуры металла (оценка свойств структуры металла) проводится ручным или полуавтоматическим способом. Анализ, выполняемый ручным способом состоит в визуальном сравнении микроструктуры металла со стандартными эталонными изображениями, приведенными в ГОСТ или ТУ [1]. Очевидно, что точность выполнения таких операций зависит от ряда субъективных причин, например, опыта исследователя, также такой процесс требует значительных затрат времени. К тому же, со временем, зрительная система человека утомляется, что может привести к увеличению числа ошибок классификации. Полуавтоматический способ менее трудоемок, но также обладает некоторой субъективностью, так как в этом случае оператор выбирает для анализа "характерные" участки шлифа образца, а по их изображению компьютер выполняет собственно количественный анализ микроструктуры. Проверка всего шлифа полуавтоматическим методом остаётся трудоемкой. Поэтому, одной из актуальных задач является автоматическое выполнение анализа микроструктуры металла. К достоинствам компьютерной металлографии можно отнести:

1) объективность получаемых данных количественного анализа;

2) расширение круга решаемых задач исследования снимков микроструктуры металла;

3) значительное повышение скорости работы и точности оценок;

4) освобождение исследователя от рутинных операций;

5) проведение контроля качества на всех этапах производства от контроля качества исходных материалов до контроля качества готовой продукции;

6) переход от выборочного контроля качества к сплошной проверке;

7) выдача требуемой документации по первому требованию (счёт брака, фиксация его на деталях)

Разработка автоматического классификатора является важным этапом при построении автоматических систем анализа изображений шлифов металла. Автоматический классификатор может применяться для решения любых задач, которые связаны со сравнением некоторого образца с эталоном; и может выступать как отдельная операция, так и операция в некоторой последовательности действий по определению свойств изучаемой микроструктуры.

Целью работы является рассмотрение и анализ подходов к классификации изображений микроструктур металлов. Предлагается адаптивная модель изображения микроструктуры металла, которая используется для выполнения автоматической классификации изображений металлографических шлифов.

1. Анализ задачи классификации микроструктур металлов

Задача классификации металлов в настоящее время является достаточно актуальной [1, 2] и используется в различных программных комплексах, которые осуществляют количественный и качественный анализ снимков микро- и макро- структур металла (например, программное обеспечение семейства "SIAMS", "VideoTest", "Микроструктура" и другие) для оперативного контроля качества металлов на машиностроительных предприятиях.

Задача классификации изображений микроструктуры металлов может быть решена при помощи одного из следующих подходов:

1) вычислением меры корреляции между эталонным изображением микроструктуры и исследуемым образцом [3], однако применение этого метода в случае сравнения эталона микроструктуры с образцом не всегда эффективно, поскольку мера корреляции чувствительна к шумовым воздействиям и не является инвариантной к поворотам и масштабированию;

2) формированием вектора признаков, характерного для каждого эталонного изображения шлифа (например, такой вектор может содержать следующие признаки: среднее значение яркости, дисперсия, энергия, энтропия и другие [4]), вычисление возможных диапазонов изменения признаков, сравнение исследуемого образца со значениями признаков эталонных изображений; один из существенных недостатков такого метода заключается в необходимости формирования весов для каждого из признаков для получения некоторого числа, характеризующего разность между эталонным изображением и образцом;

3) использование статистической модели изображения микроструктуры металла, которая позволяет описывать взаимосвязи между элементами изображения, таким образом, каждое эталонное изображение микроструктуры металла будет характеризоваться набором параметров используемой модели; применение функции оценки правдоподобия позволит оце-

нить вероятность того, насколько классифицируемое изображение соответствует параметрам изображения, которые хранятся в базе данных и являются сигнатурой изображения микроструктуры металла.

Таким образом, наиболее подходящим для классификации изображений шлифов является третий подход, который обладает преимуществами перед первыми двумя (используется только один параметр для оценки близости изображений) и лишён ряда их недостатков (инвариантность к сдвигу и повороту).

2. Применение модели скрытого марковского дерева для классификации микроструктур металлов

Для классификации изображений в данной работе предлагается использовать модель скрытого марковского дерева [5] (СМД), при этом, для представления изображения используется многомасштабный подход, основанный на вейвлет – преобразовании. Модель СМД в области вейвлет коэффициентов описывается при помощи следующего набора параметров:

1) на отдельном уровне разложения такая модель аппроксимирует гистограмму вейвлет коэффициентов смесью двух гауссовых распределений (распределение с большей дисперсией описывает "большие" вейвлет коэффициенты которые относятся к различным особенностям изображения, распределение с меньшей дисперсией описывает "маленькие" вейвлет коэффициенты, которые относятся к областям с постоянной яркостью исходного изображения):

$$f_w(w) = p_L f(w, \mu_1, \sigma_1) + p_S f(w, \mu_2, \sigma_2),$$

где p_L – вероятность того, что вейвлет коэффициент будет "большим", p_S – вероятность того, что вейвлет коэффициент будет "маленьким", $f(\bullet)$ – гауссова плотность распределения, $\sigma_1 > \sigma_2$;

2) для описания зависимостей между соседними уровнями разложения используется матрица вероятностей переходов между состояниями:

$$A_i = \begin{bmatrix} p_i^{S \rightarrow S} & p_i^{S \rightarrow L} \\ p_i^{L \rightarrow S} & p_i^{L \rightarrow L} \end{bmatrix}, p_i^{S \rightarrow L} = 1 - p_i^{S \rightarrow S}, p_i^{L \rightarrow S} = 1 - p_i^{L \rightarrow L}$$

Также для корневого узла рассматривается вероятность p_i^L того, что он является "большим". Для определения параметров модели используется алгоритм ожидания – максимизации. Алгоритм ожидания – максимизации состоит из следующих этапов:

- 1) задание начальных вектора параметров модели Θ^0 ;
- 2) этап ожидания: имея текущее приближение Θ^0 , вычислить ожидаемое значение вектора скрытых переменных G ;
- 3) этап максимизации: имея текущее значение G , вычислить следующее приближение вектора Θ , исходя из принципа максимального правдоподобия; $\Theta^0 := \Theta$;
- 4) выполнять предыдущие шаги до тех пор, пока Θ и G не стабилизируются.

Предположим, что существуют база данных параметров моделей СМД изображений микроструктур металлов

$$M_k = \{\Theta_k^{HH}, \Theta_k^{HL}, \Theta_k^{LH}\}, k = 1 \dots N$$

(данная информация извлекается из эталонных микроструктур, которые находятся в ГОСТ, например ГОСТ 11878-66 позволяет определить содержание ферритной фазы в прутках аустенитной стали, ГОСТ 5639-82 используется для определения величины зерна стали, ГОСТ

1778-70 для определения неметаллических включений стали) и набор вейвлет коэффициентов w (данный набор представляет собой вейвлет разложение классифицируемого изображения), к которому необходимо применить операцию классификации. Для поддерева T_i^{HH} вейвлет коэффициента с корнем в узле i в ВЧВЧ диапазоне вычислим условную вероятность $\beta_i(i) = f(T_i^{HH} | S_i = m, \Theta_k^{HH})$ с использованием шага "ожидания" алгоритма ожидания – максимизации. Таким образом, функция достоверности для рассматриваемой модели может быть вычислена следующим образом:

$$f(T_i^{HH} | \Theta_k^{HH}) = \sum_{m=S,L} \beta_i(m) p_{S_i}(m),$$

где $p_{S_i}(m) = p(S_i = m | \Theta_k^{HH})$ – вероятности состояний, полученные после определения параметров модели. Для ВЧНЧ и НЧВЧ диапазонов подобным образом можно вычислить значения правдоподобий $f(T_i^{HL} | \Theta_k^{HL})$ и $f(T_i^{LH} | \Theta_k^{LH})$.

Используя допущение о том, что три частотных диапазона являются независимыми получим следующее выражения для оценки правдоподобия того, что классифицируемое изображение соответствует набору параметров M_k :

$$f(w | M_k) = f(T_i^{HH} | \Theta_k^{HH}) f(T_i^{HL} | \Theta_k^{HL}) f(T_i^{LH} | \Theta_k^{LH})$$

3. Использование адаптивной модели СМД для классификации микроструктур металлов

Описанная выше модель СМД использует такое вейвлет разложение изображения, при котором коэффициент изменения масштаба кратен двум. Резкое деление частотного диапазона (экспоненциальное уменьшение полосы частот с уменьшением размера изображения на каждом шаге разложения в два раза), приводит к потере значительного объема данных при переходах между уровнями разрешения. Плавное деление (деление не в два раза) частотного диапазона позволило бы выбрать наиболее важные уровни разрешения и использовать их для выполнения классификации. Однако, при использовании адаптивного разложения возникает несколько проблем:

1) проблема введения связей между парой уровней разложения;

2) проблема формирования критерия выбора уровней разложения.

Проблема введения связей между соседними уровнями разложения, заключается в том, что невозможно однозначно установить связь между вейвлет коэффициентом предком и вейвлет коэффициентом – потомком.

Одним из возможных решений данной проблемы является разбиение коэффициентов, находящихся на соседних уровнях разложения, на группы и введение минимального числа связей между вейвлет коэффициентами соответствующих групп. При введении связей необходимо придерживаться следующих принципов:

1) каждый вейвлет – коэффициент предок должен иметь как минимум два потомка;

2) число связей может быть избыточным (т.е. пара соседних вейвлет коэффициентов может иметь одного или нескольких общих потомков), но не недостаточным (т.е. каждый вейвлет коэффициент – потомок должен иметь как минимум одного предка).

Выбор уровней разложения можно осуществить на основе взаимной информации, расстояния Кулбака - Лейблера, с использованием евклидова расстояния. Расстояние обычно вычисляется между исходным изображением и его масштабированной копией. При этом выбирается тот уровень, для которого расстояние оказалось максимальным. Затем выбранный уровень рассматривается как исходный и процесс повторяется.

Таким образом, для описания изображения предлагается адаптивная модель СМД (АСМД), основные отличия которой от модели СМД заключаются в следующем:

1) используется набор уровней разложений, который подчёркивает характерные свойства изображения;

2) для определения параметров модели используется модифицированный алгоритм ожидания – максимизации, который учитывает неоднозначное влияние вейвлет коэффициентов, находящихся на соседних уровнях разложения.

4. Эксперимент

Для оценки возможности использования предложенной модели АСМД для классификации микроструктур металлов, а также для срав-

нения точности классификации предложенной модели с другими подходами рассмотрим задачу определения структуры отливок из чугуна с различной формой графита (ГОСТ 3443-87). Структуру чугуна определяют по графиту и металлической основе. При определении графита оценке подлежат: форма, распределение, размеры, количество включений графита. При определении металлической основы оценке подлежат: вид структуры, форма перлита, содержание перлита (или феррита), дисперсность перлита, строение, распределение, размеры ячеек сетки и площадь включений эвтектики, количество и размеры включений цементита (или цементита ледебурита).

В качестве подзадачи рассмотрим задачу определения количества феррита для тонкостенных отливок из чугуна с пластинчатым графитом при повышенной скорости охлаждения.

Для классификации выбрана отливка из чугуна, в которой феррит занимает от 6 до 10 процентов площади, что обозначается как "Ф8".

В таблице 1 представлены результаты оценки количества феррита по изображению микроструктуры чугуна на основе различных подходов. Каждая ячейка таблицы показывает вероятность правильной классификации.

Таблица 1. Вероятность правильной классификации изображений микроструктур металлов

Метод классификации \ Содержание феррита	Ф0	Ф4	Ф8	Ф15	Ф30	Ф55	Ф80	Ф94	Ф
Мера корреляции	0,08	0,15	0,45	0,12	0,07	0,09	0,02	0	0,02
Вектор признаков	0,09	0,10	0,50	0,10	0,08	0,07	0,03	0,02	0,01
Модель СМД	0,04	0,08	0,60	0,08	0,07	0,07	0,03	0,03	0
Модель АСМД	0,02	0,08	0,70	0,06	0,03	0,04	0,03	0,03	0,01

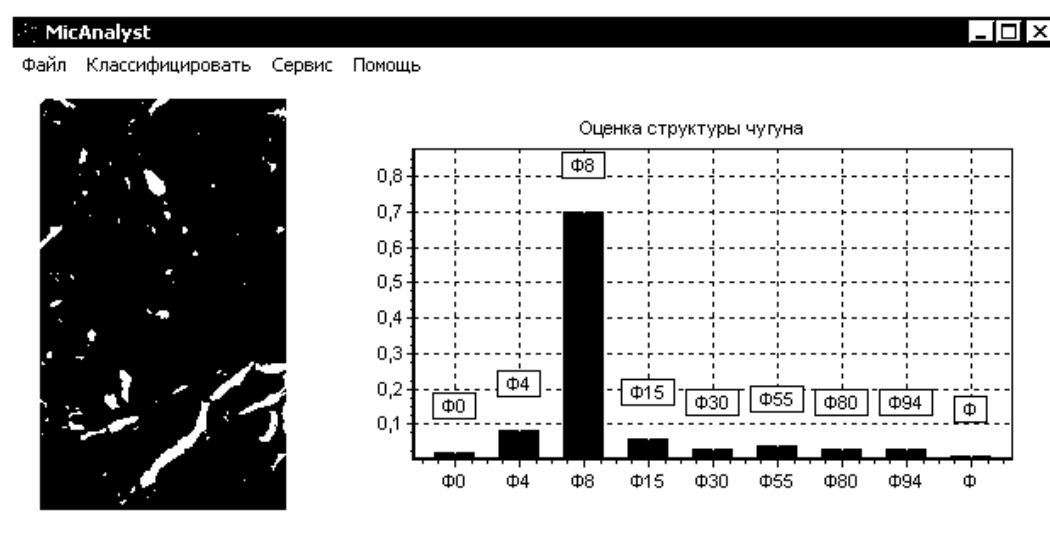


Рис.1. Определение процента содержания феррита в чугуне

На рис.1 показано окно программы, которая выполняет оценку содержания феррита в чугуне на основе сравнения имеющегося изображения микроструктуры чугуна с эталонными изображениями, представленными в ГОСТ.

Как видно из результатов классификации микроструктур использование адаптивной модели СМД позволяет улучшить качество решения поставленной задачи. Также использование АСМД приводит к необходимости выбора определённого набора уровней разложения (т.е. использование некоторого набора коэффициентов изменения масштаба), что также используется для повышения качества классификации. Очевидно, что вероятность ошибки можно уменьшить если в качестве модельных использовать большее количество изображений микроструктур металлов.

Заключение

В работе предложен подход к классификации микроструктур металлов на основе адаптивной модели СМД в области вейвлет коэффициентов. Использование модели изображения позволяет достигнуть значительно большей эффективности в задачах классификации, поскольку, как показывают эксперименты, существует четкая связь между параметрами модели и визуальными особенностями текстуры. Предложенная технология классификации изображений шлифов металлов является экспериментальной, но может быть использована на предприятиях машиностроительного профиля в системах оперативного контроля качества в комплексе со стандартными подходами. Результаты экспериментов показывают, что, по крите-

рию качества классификации, предложенный подход не уступает классическим методам.

Список используемой литературы

1. Кузьмин Б.А., Абраменко Ю.Е., Ефремов В.К. Технология металлов и конструкционные материалы: Учебник для машиностроительных техникумов. М.: Машиностроение, 1981. 351с.
2. Металловедение и термическая обработка стали: Справ. изд. в 3-х т. / Под ред. Бернштейна М.Л., Рахштадта А.Г. 4-е изд., перераб. и доп. т.1. Методы испытаний и исследования. в 2-х кн. Кн.1. М.: Металлургия, 1991. 248 с.
3. Форсайт Д.А., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход.: Пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. 928 с.
4. Яковлев А.В., Пантелеев С.В. Применение методов цифровой обработки изображений в контроле качества металлопродукции // "Медико-экологические информационные технологии 2000" Сборник докладов 3 международной НТК / Под ред. Н.А. Корневского и др. Курск: Изд-во Курского гос. тех. ун-та. 2000. С. 168-170.
5. Course M., Nowak R., Baraniuk R. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models // IEEE Transactions on signal processing. 1998. vol. 46. pp. 886-902.

Муромский институт Владимирского государственного университета, Муром, Россия.

Подписано в печать 17.05.07.