Следующая важная особенность состоит в том, что нижняя температура выделения ε-фазы (Cu) в сталях составляет 300 − 350 °С [8], а ванадий-ниобиевого карбонитрида − 500 − 550 °С [9]. Следовательно при непрерывном охлаждении штрипса после окончания горячей деформации частицы КН выделяются исключительно в избыточном феррите, тогда как частицы ε-фазы зарождаются и растут также в кристаллах бейнита, т. е. распределяются более однородно по всему объему металла. Частицы ε-фазы, обладая меньшей термической устойчивостью (большей скоростью роста), чем частицы КН, имеют больший средний размер в феррите и меньшую плотность (количество частиц в единице объема). Это приводит к меньшей степени закрепления дислокации, которые в феррите стали 2 успевают перераспределиться и завязать субграницы, тогда как в феррите стали 1 они распределены весьма однородно [4].

Таким образом, по совокупности вышеизложенных моментов, дисперсионное упрочнение частицами ε-фазы (Cu) является более «эластичным», чем дисперсионное упрочнение карбонитридами, что является одним из моментов, обеспечивающих более высокий уровень трещиностойкости стали 2. Вероятно этим можно объяснить наметившуюся в последние годы тенденцию по снижению содержания ванадия в высокопрочных трубных сталях вплоть до его полного отсутствия и увеличения степени легирования медью до ~ 0,3, а иногда и до ~ 0,5 % (по массе).

Выводы. Расчетом компонентов упрочнения установлено, что основной вклад в упрочнение листа из сталей типа 05Г2БД, полученного по режиму контролируемой прокатки и ускоренного охлаждения вносит зернограничное упрочнение (~ 57 %).

Найдено, что доля дислокационного и дисперсионного упрочнения исследуемых сталей составляет величину одного порядка (15 %).

Показано, что с позиций трещиностойкости дисперсионное упрочнение сталей выделениями частиц ε-фазы (чистой меди) более благоприятно, чем карбонитридами на основе ванадия, ниобия.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Пышминцев И.Ю. и др. // Наука и техника в газовой промышленности. 2009. № 1. С. 56 − 61.
2. Арабей А.Б. // Изв. вуз. Черная металлургия. 2010. № 7. С. 3 − 10.
3. Гольдштейн М. И., Литвинов В.С., Бронфин Б.М. Металлофизика высокопрочных сплавов: Уч. пособие для вузов. − М.: Металлургия, 1986. − 312 с.
4. Арабей А.Б., и др. Изв. вуз. Черная металлургия. 2012. № 1. С. 30 − 37.
5. De Cooman B.C., Speer J., Pyshmintsev I.Yu., Yoshinaga N. // GRIPS Media. 2007. − 650 p.
6. Poorhaydari K., Patchett B.M., Ivey D.G. Correlation Between Microstructure And Yield Strength In Low-Carbon High-Strength Microalloyed Steels // Proceedings of IPC 2006 International Pipeline Conference September 25 – 29. Calgary, Alberta, Canada, 2006. P. 2177 − 2190.
7. Кристиан Дж. Теория превращений в металлах и сплавах. – М.: Мир, 1978. − 806 с.
8. Океда Х., Секино С., Мурота Т. Медьсодержащие конструкционные стали // В кн. Медь в черных металлах / Под ред. И. Ле Мая, А.М.-Д. Шетки. − М.: Металлургия, 1988. − 312 с.
9. Гольдштейн М.И., Фарбер В.М. Дисперсионное упрочнение стали − М.: Металлургия, 1979. − 208 с.

© 2012 г. *В.М. Фарбер, И.Ю. Пышминцев, А.Б. Арабей, О.В. Селиванова, О.Н. Полухина*

Поступила 30 июля 2012 г.

УДК 681.3

С.И. Шарыбин, А.В. Клюев, В.Ю Столбов

Пермский национальный исследовательский политехнический университет

СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ В ЗАДАЧАХ ПОИСКА ХАРАКТЕРНЫХ ЗЕРНОВЫХ МИКРОСТРУКТУР НА ФОТОГРАФИЯХ ШЛИФОВ МЕТАЛЛОВ И СПЛАВОВ

Анализ микроструктур в металлургии используется для контроля качества изготавливаемого материала. Такой анализ позволяет определить нежелательные отклонения от запланированных характеристик материала.

На данный момент подобный анализ обычно осуществляется по следующей схеме [1, 2]:

1. Исследуемый материал деформируют (чаще всего растяжением, но в некоторых ситуациях его могут подвергать другому роду деформациям для анализа разных показателей) или подвергают термообработке.
2. Затем материал разрезают и подвергают шлифовке.
3. Далее срез подвергают травлению кислотой.

После этого производится анализ среза экспертом и делается заключение о наблюдаемой структуре материала.

Задачи анализа шлифов металлов и классификации наблюдаемых структур на данный момент могут быть решены привлечением высококвалифицированных экс-

пертов в области материаловедения и физики твердого тела. При этом заключение строится на основе анализа, проводимого «на глазок» (например, когда оценивается преобладание одного вида структур над другими), а также при помощи измерительных приборов, которые уже сами по себе имеют погрешности. Таким образом, данный способ можно признать субъективным – с помощью разных экспертов можно получать разные, а порой противоречивые результаты.

Однако данные задачи могут решаться при помощи математических методов, что позволяет не только производить анализ шлифов в условиях, когда эксперт-металловед отсутствует, но и помочь самим металловедам в решении данных задач. Более того, разработка строгого математического метода анализа шлифов избавила бы его от субъективности, а также позволила бы повысить эффективность проведения анализа шлифов.

На сегодняшний день подобных известных математических найти не удалось – на данный момент анализ структуры металла предполагает обязательное исследование шлифа человеком, что приводит к субъективным результатам анализа. Поэтому разработку такого метода и его реализацию можно признать актуальной задачей.

При исследовании шлифов возникают следующие задачи:

- классификация наблюдаемых на шлифах микроструктур;
- определение количественных характеристик микроструктур по имеющемуся множеству шлифов.

В свою очередь, задача анализа шлифов металлов и классификации наблюдаемых зерновых структур может быть разбита на несколько независимых друг от друга подзадач:

- автоматическая кластеризация шаблонных фотографий шлифов и автоматизированное определение характеристик, наиболее достоверно определяющих принадлежность шлифа тому или иному классу;
- классификация поступившего на анализ шлифа с пояснением, почему классификация была проведена таким образом и указанием точности классификации.

В данной работе речь пойдет о поиске зон с однородными зерновыми структурами на анализируемой фотографии шлифа. Выбор именно этой проблемы обусловлен следующим:

- В силу неоднородности распределения зерновых структур, на основании которых было принято решение о принадлежности шлифа конкретному классу, необходимо их отобразить на фоне шлифа.
- Классификация происходит, основываясь на базе знаний, связывающей класс шлифа с наблюдаемыми на нем структурами. Как только структуры будут определены, проведение классификации шлифа становится строго формализованной задачей.
- В случае возникновения спорной ситуации о принадлежности шлифа конкретному классу эксперт, основываясь на собственном опыте, может отклонить решение системы и указать свое собственное (такие ситуации возникают, если на шлифе присутствуют несколько разных структур, ни одна из которых не является преобладающей).
- Для зерновых структур разного вида возможно потребуется подсчет разнообразных численных характеристик.

Для решения данной проблемы лучше всего подходит применение алгоритмов распознавания образов. Так как набор распознаваемых шлифов и классов известен заранее, то это будут алгоритмы распознавания образов с учителем.

Существует множество различных алгоритмов распознавания образов, которые потенциально могут использоваться для решения поставленной проблемы. Целью данной работы является определение алгоритма, который работает наиболее адекватно в рамках поставленной задачи.

Для достижения этой цели был разработан программный продукт с реализацией нескольких наиболее распространенных алгоритмов распознавания образов для их сравнения.

Характер входных данных. На вход системе подается фотография шлифа в электронном виде. Ключевыми характеристиками этих фотографий являются:

- масштаб увеличения металла на фотографии;
- разрешение фотографии, с которым она была отсканирована.

Эти данные необходимы для того, чтобы система адаптировала свои априорные данные под эти показатели: одни и те же структуры, сфотографированные с разным уровнем увеличения, выглядят совершенно по-разному.

На данном этапе работы все эти данные вводятся в систему вручную, но в дальнейшем этот процесс можно автоматизировать (они могут быть взяты из самого файла с фотографией шлифа а также из EXIF-метаданных, связанных с ней).

Фотографии на вход подаются с различного рода шумами и искажениями. Наиболее распространены среди них:

- цифровой шум;
- затемнения некоторых областей фотографии;
- различные диапазоны между светлыми и темными пятнами на фотографии.

Как показали исследования, критичным является лишь разница в диапазонах между светлыми и темными пятнами. Цифровой шум не приводит к неправильному поведению системы. На анализируемых фотографиях крайне редко встречается неоднородность затемнения фотографий. Поэтому на данном этапе работы происходит корректировка лишь цветовых

диапазонов путем применения коррекции яркости и контраста изображения таким образом, чтобы гистограмма фотографии занимала весь диапазон поддерживаемой глубины цвета (используются 8 бит на канал, фотографии преобразуются в градации серого – наиболее эффективного для обработки алгоритмами распознавания).

Подходы к поиску закономерностей. Применительно к задаче поиска областей с одинаковыми зерновыми структурами, методы распознавания образов, описанные в работах [3, 4], можно разделить на два различных подхода:

- Поиск по образцу. База знаний системы содержит шаблоны (паттерны) зерновых структур и использует их для поиска областей, наиболее похожих на один из классов паттернов (детерминированные методы распознавания образов).
- Определение зерен, их форм, взаимного расположения и их дальнейшая классификация на основе этих данных (лингвистические и структурные методы распознавания образов).

Первый подход является наиболее простым как с точки зрения постановки, так и с точки зрения реализации. Второй приближен к тому, как классификация производится самим экспертом. Это снижет вероятность ложного срабатывания. Тем не менее, данный подход является более ресурсоемким и сложным для поддержки принятия решения (для поддержки такой системы нужны постоянные консультации эксперта). Кроме того, как показали вычислительные испытания, первый вариант работает достаточно эффективно как с точки зрения производительности, так и с точки зрения адекватности выдаваемого результата.

Поиск закономерностей разбивается на два этапа:

1. Система обучается структурам, которые она может в дальнейшем распознавать.
2. Системе на вход подается фотография шлифа, и она ищет на ней закономерности.

На данном этапе работы паттерны структур (небольшие участки фотографий шлифов, на которых отображены наиболее характерные участки микроструктуры) готовятся вручную и подаются на вход системе. При этом также задается класс, к которому принадлежит данный паттерн.

На основе этих данных заполняется база знаний системы (в зависимости от используемого алгоритма распознавания это может быть матрица весовых коэффициентов нейросети, или это может быть база с предобработанными фотографиями). После этого система может начинать распознавать структуры, которым она была обучена. Распознавание структур происходит за несколько шагов, как это показано на рис. 1.

Этап 1. Предобработка фотографий.

Как было описано выше, фотографии на входе системы могут быть зашумлены и на этом шаге происходят следующие операции:

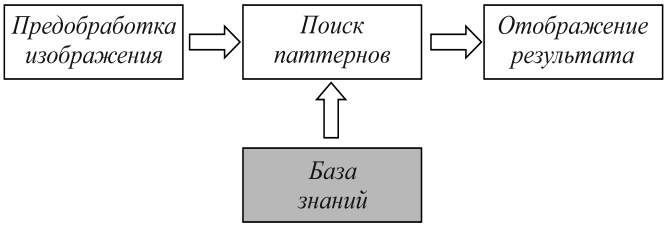

Рис. 1. Этапы распознавания микроструктур

- преобразование фотографии в формат градации серого с глубиной цвета 8 бит (наиболее оптимальный для большинства алгоритмов распознавания);
- корректировка контраста изображения путем масштабирования цветов до получения гистограммы изображения, полностью покрывающей диапазон от 0 до 255.

Такие же действия выполняются с фотографиями, используемыми при обучении системы.

Этап 2. Поиск паттернов.

На втором шаге алгоритма выделяются все возможные подобласти фотографии шлифа размерностью, равной размеру паттернов в базе знаний. Для ускорения работы алгоритма подобласти выделяются с заранее заданным шагом. После этого происходит классификация выделенной подобласти. Подобласть маркируется найденным классом.

Этап 3. Отображение результата.

На третьем шаге обработки изображения происходит объединение разрозненных пересекающихся прямоугольных областей, принадлежащих одному классу. В результате получается набор *N*-угольных фигур, которые выводятся на экран.

Архитектура системы поиска закономерностей. В системах распознавания образов трудно предугадывать, какой алгоритм является более адекватным для использования в конкретной ситуации. Поэтому с целью более простого сравнения результатов работы алгоритмов архитектура системы была разработана с учетом того, что используемый алгоритм распознавания можно было бы легко менять прямо по ходу выполнения программы.

Максимальная гибкость была достигнута за счет использования единого интерфейса для алгоритмов распознавания, который поддерживает три метода:

- Загрузка изображения на вход алгоритма.
- Обучение алгоритма загруженному изображению, указывая, к какому классу это изображение относится.
- Классификация образа, загруженного на вход алгоритма.

Этот интерфейс был представлен в виде абстрактного класса Image Recognizer (Распознаватель изображения), от которого были наследованы новые классы с реализацией таких алгоритмов, как:

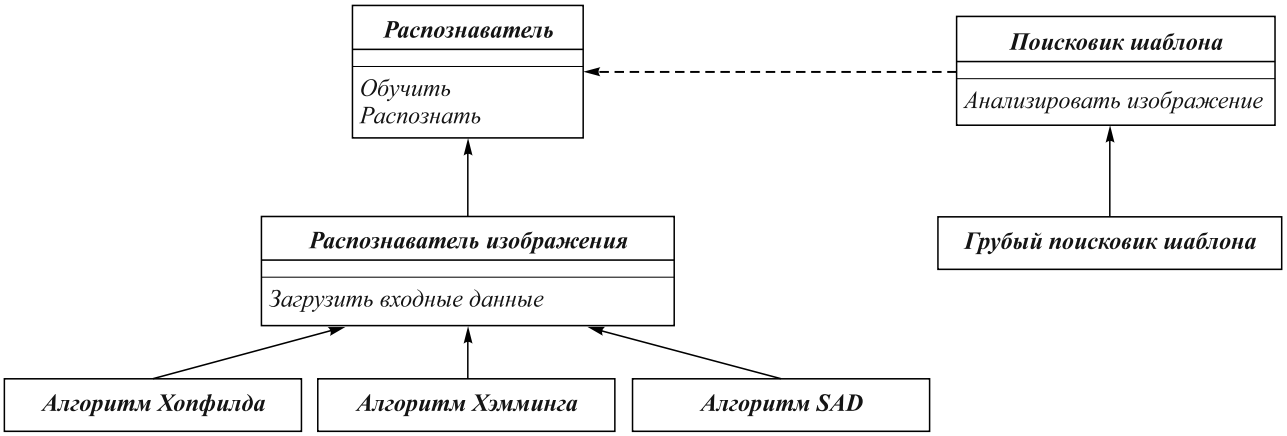

Рис. 2. Диаграмма классов

– Нейросеть Хэмминга (с шагом Хопфилда).
– Нейросеть Хопвилда.
– SAD (Sum of Absolute Differences – сумма абсолютных разностей).

Более подробная диаграмма классов представлена на рис. 2.

На данной диаграмме представлены лишь классы, непосредственно участвующие в процессе распознавания, и не отображены вспомогательные классы и классы с реализацией интерфейса пользователя программы.

Поисковик шаблона (Pattern Searcher) является абстрактным классом поиска всех «знакомых» паттернов на изображении. Грубый поисковик шаблона (Brute Pattern Searcher) – наиболее простая реализация, которая просто перебирает все возможные области изображения и классифицирует их.

Результаты сравнения алгоритмов. Сравнение алгоритмов производилось по таким критериям, как точность и адекватность выдаваемого результата, скорость работы.

Адекватность полученных результатов проверялась по снимкам, которые приведены в работе [5]. При анализе той или иной фотографии, в полном соответствии с [5], было изначально известно, какие структуры встречаются на конкретном шлифе и их примерное расположение.

Протестировать качество работы нейронной сети Хопфилда на реальных данных не удалось, так как он требует $O(N^4)$ дополнительной памяти и примерно такую же асимптотическую сложность алгоритма. Такая сложность приводит к тому, что для решения конкретной задачи этот алгоритм не может вернуть ответ за приемлемое время ожидания.

Для обучения алгоритмов распознавания использовался один и тот же набор шаблонов, приготовленный заранее вручную, с использованием снимков различных структур [5].

Далее было проведено сравнение работы двух оставшихся алгоритмов (SAD и сети Хэмминга) при работе с разными видами структур. При сравнении нейронной сети Хэмминга и алгоритма SAD наиболее показательным примером является различие сорбитов и троститов на шлифах. Эти два вида структур являются наиболее сложными для распознавания, так как обе структуры представляют собой монотонную текстуру и трудно различимы.

На рис. 3 приведено сравнение работы алгоритмов SAD и Хэмминга при анализе фотографии шлифа с сорбитной структурой, вызванной закалкой стали при увеличении 1000. Темные зоны соответствуют областям с сорбитными структурами, светлые – зоны, в которых алгоритмы нашли несорбитные структуры.

Время работы алгоритма SAD в этом случае составило 0,505 с, сети Хэмминга – 0,582 с, причем у сети Хэмминга меньше процент неправильно определенных структур.

На рис. 4 приведено сравнение работы этих же алгоритмов при анализе фотографии шлифа с троститной структурой, вызванной отпуском стали при увеличении 1000. На этот раз светлые зоны соответствуют областям с троститными структурами, темные – зоны, в которых алгоритмы нашли нетроститные структуры.

Время работы алгоритма SAD в этом случае составило 0,482 с, сети Хэмминга – 0,588 с, что достаточно близко к показателям при анализе сорбитной структуры. Как и в предыдущем случае, у сети Хэмминга меньше процент неправильно определенных структур.

При анализе других структур (термически необработанная сталь различной степени углеродистости, перлиты, мартенситы) были получены результаты, близкие к приведенным выше. В связи с ограниченностью доступной базы с фотографиями микроструктур протестировать работу алгоритмов на других структурах не представлялось возможным.

Выводы. Из рассмотренных алгоритмов распознавания образов полностью неприменимой оказалась нейросеть Хопфилда. Два оставшихся алгоритма показали примерно одинаковые результаты: они тратили примерно одинаковое время на анализ шлифов, но алгоритм SAD выдавал чуть меньший процент ложных срабаты-

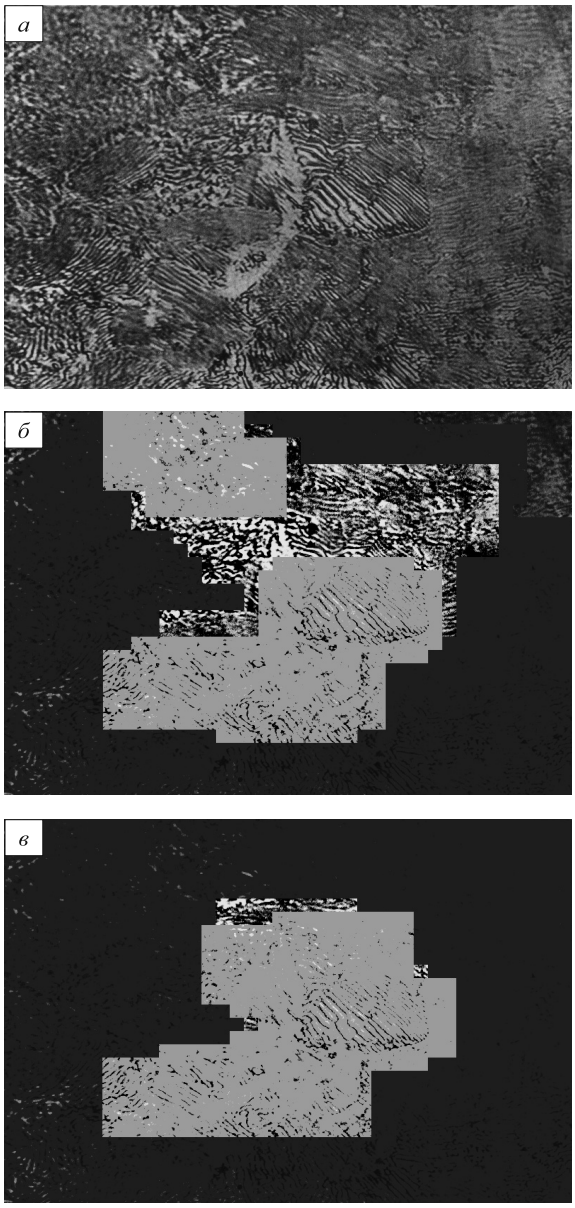

Рис. 3. Сравнение алгоритмов SAD (*б*) и сети Хэмминга (*в*) при анализе сорбита закалки (*а*)

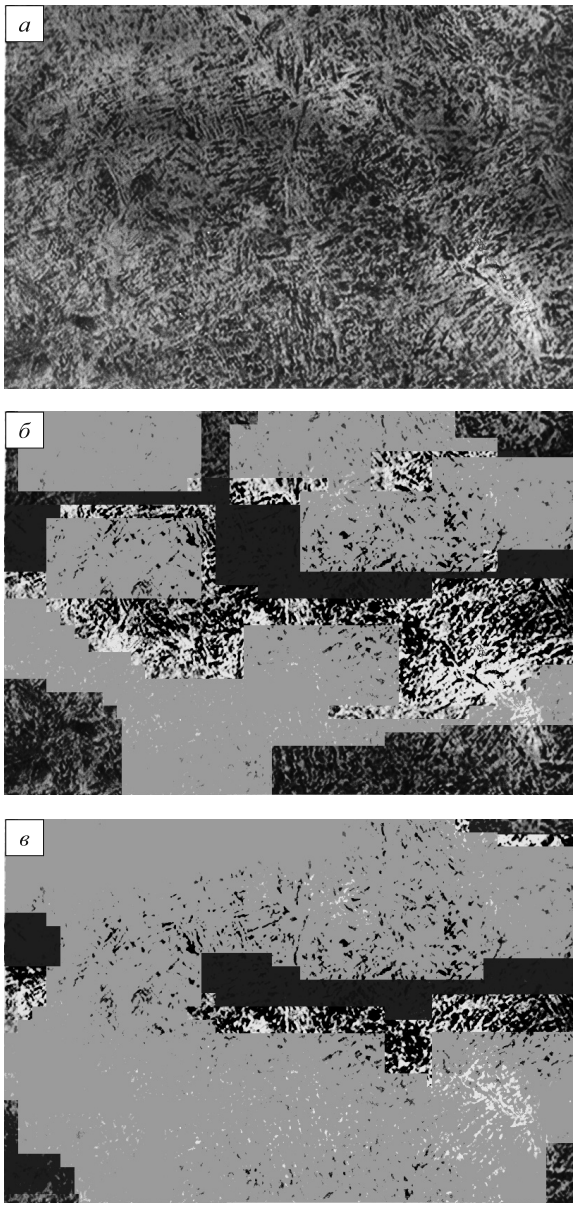

Рис. 4. Сравнение алгоритмов SAD (*б*) и сети Хэмминга (*в*) при анализе тростита отпуска (*а*)

ваний в случаях, когда структуры были распределены не столь равномерно. В то же время SAD значительно уступил по точности работы сети Хэмминга в случаях, когда структуры были распределены равномерно по снимку шлифа. Таким образом, явного преимущества в использовании того или иного алгоритма не наблюдается, но делает возможным объединение этих двух алгоритмов в один гибрид, так что они будут уточнять результаты друг друга.

В дальнейшем предполагается развить методы кластерного анализа микроструктур, а также разработать методы, способные к анализу «без учителя», что позволит избавиться от необходимости ручной подготовки данных, необходимых для анализа, и приведет к повышению точности классификации. Будут продолжены работы по развитию методов определения характерных параметров обнаруженных и классифицированных структур, что позволит автоматизировать процесс управления качеством металлургической продукции.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Геллер Ю.А., Рахштадт А.Г. Материаловедение. − М.: Металлургия, 1983. – 384 с.
2. Лаборатория металлографии / Е.В. Панченко, Ю.А. Скаков, Б.И. Кример и др. − М.: Металлургия, 1965.
3. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1978. – 412 с.
4. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания: Учеб. пособие для вузов. – М.: Высш. школа, 1977. – 222 с.
5. Металлография железа. Т.1, 2. (с атласом микрофотографий). – М.: Металлургия, 1972.

© 2012 г. *С.И. Шарыбин, А.В. Клюев, В.Ю Столбов*
Поступила 15 июня 2012 г.