

Исследование структуры и свойств Structure and properties research

Физические методы
исследования и контроля

Physical methods
of research and monitoring

DOI: 10.26896/1028-6861-2018-84-4-27-33

УДК (UDC) 004.896:681.518.5

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЗОН ПРОГАРА ПРИ ДИАГНОСТИКЕ ФУТЕРОВКИ КРИТИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ

© Виталий Александрович Емельянов, Наталия Юрьевна Емельянова

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Россия;
e-mail: v.yemelyanov@gmail.com; n.yemelianova@gmail.com

Статья поступила 4 августа 2017 г.

Предложен метод автоматизированной диагностики футеровки критического футерованного оборудования, использующий нейронную сеть для распознавания термограмм и классификации зон прогара. Данный метод повышает достоверность и оперативность определения зон прогара футеровки и позволяет получить их качественную оценку. Представлены информационные признаки для анализа и распознавания зон прогара на изображении термограммы, результаты использования нейронных сетей с различной конфигурацией для минимизации ошибки классификации уровней прогара и определения оптимального количества эпох обучения. Автоматизированная система технической диагностики критического футерованного оборудования, включающая разработанное программное обеспечение для анализа и распознавания термограмм, апробирована на металлургическом производстве. Проведено сравнение результатов диагностики футеровки, полученных с помощью предлагаемого метода и с использованием стандартной (базовой) системы диагностики.

Ключевые слова: автоматизированная система; диагностика; критическое футерованное оборудование; программное обеспечение; нейронная сеть.

THE USE OF A NEURAL NETWORK FOR IDENTIFICATION OF BURNOUT ZONES IN DIAGNOSTICS OF THE LINING OF CRITICAL LINED EQUIPMENT

© Vitaliy A. Yemelyanov, Nataliya Yu. Yemelyanova

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia;
e-mail: v.yemelyanov@gmail.com; n.yemelianova@gmail.com

Submitted August 4, 2017.

A method of automated diagnostics of critical lined equipment is improved using a neural network to recognize the thermograms and classify the burnout zones. The proposed method provides an increase in the reliability and promptness in determination of the lining burnout zones and their qualitative assessment. The information signs used for analysis and recognition of the lining burnout zones on a thermogram image are considered. The results of using neural networks with different configurations to minimize the error of classifying the levels of the burnout and determining the optimal number of the learning epochs are presented. The developed automated system for technical diagnostics of critical lined equipment, including the software for analysis and recognition of the thermograms, was evaluated and implemented at the enterprises of metallurgical production. Comparative analysis of the results obtained using the developed automated system and traditional system of diagnostics demonstrated the advantages of the developed method.

Keywords: automation system; diagnostics; critical lined equipment; software; neural network.

В процессе промышленного производства зачастую эксплуатируются так называемые критические производственные объекты и оборудование. Последствия аварий с их участием — это, как правило, огромный материальный ущерб, а в отдельных случаях — и человеческие жертвы [1 – 3]. На металлургических и машиностроительных предприятиях один из видов такого оборудования — футерованное оборудование (стационарные и передвижные миксеры, чугуновозы, сталеразливочные ковши и др.). Для предотвращения аварий и достижения техногенной безопасности на предприятиях повышают контроль технического состояния футерованного оборудования, что в свою очередь требует разработки новых и совершенствования действующих технических средств диагностики и информационных технологий.

В настоящее время применяют различные автоматизированные системы мониторинга, диагностики и управления критическим оборудованием [4 – 6]. Обладая широким функционалом, они тем не менее не обеспечивают диагностику оборудования в режиме реального времени без вывода его из эксплуатации [5 – 8]. Отметим, что в современных автоматизированных системах не в полной мере реализована возможность комплексной (количественной и качественной) оценки состояния футеровки, назначение которой — защита от действия высоких ($>1000^{\circ}\text{C}$) температур. Следствие этого — низкий уровень объективности и качества принятия решений при эксплуатации оборудования. Кроме того, существующие системы ориентированы на конкретное производство, и их адаптация на другом предприятии требует значительных временных и финансовых затрат [9, 10].

Цель работы — разработка автоматизированной системы для повышения эффективности технической диагностики критического футерованного оборудования.

При диагностике футерованного оборудования изменение состояния его футеровки можно фиксировать при помощи теплового метода контроля или лазерных сканеров [11, 12]. При этом термограммы оборудования в двумерном пространстве представляют собой пятнообразные

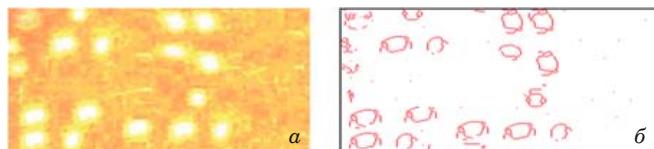


Рис. 1. Результат обработки изображения термограммы с выделением границ зон прогара футеровки методом аддитивного преобразования локального контраста (а) и с помощью фильтра Превита (б)

изображения со спектральным распределением цветов. Иначе говоря, задача изучения состояния футеровки на основе термограммы сводится к распознаванию динамической последовательности многоцветного изображения с учетом теплофизических свойств материалов футеровки.

Существующие методы [11, 12] позволяют определять наличие зон прогара в том или ином месте футеровки, но не их характеристики (глубины и площади).

Усовершенствованный метод оценки футеровки включает следующие основные этапы:

- 1) формирование термограмм критического футерованного оборудования;
- 2) распознавание изображения термограммы для выявления зон прогара футеровки и их оценки;
- 3) создание карты поврежденных участков футеровки, с классификацией уровня прогара.

Сформированные при помощи тепловизоров изображения термограмм диагностируемого оборудования обрабатывали с использованием метода аддитивного преобразования локального контраста и фильтра Превита [12]. Результат обработки изображения термограммы приведен на рис. 1.

Далее определяли параметры (информационные признаки), численно характеризующие зоны прогара футеровки:

- 1) центр массы фрагмента термограммы (зоны прогара), координаты которого

$$x_c = \sum_{i=1}^W x_i p_i / \sum_{i=1}^W p_i, \quad y_c = \sum_{i=1}^H y_i p_i / \sum_{i=1}^H p_i, \quad (1)$$

где x_i, y_i, p_i — координаты и вес i -й частицы фрагмента термограммы;

- 2) матрицу расстояний до границ найденного участка, значения элементов которой вычисляли относительно центра массы фрагмента термограммы (шаг — 1 градус):

$$\mathbf{MD} = \begin{pmatrix} md_0 & \dots & md_{89} \\ md_{90} & \dots & md_{179} \\ md_{180} & \dots & md_{269} \\ md_{270} & \dots & md_{359} \end{pmatrix}; \quad (2)$$

- 3) значение цвета центра масс фрагмента термограммы.

Отметим, что определяемые параметры будут иметь разные числовые значения в случае различного футерованного оборудования. Это объясняется отличиями в теплоемкости и теплопроводности материалов футеровки, а также ее толщине и количестве слоев.

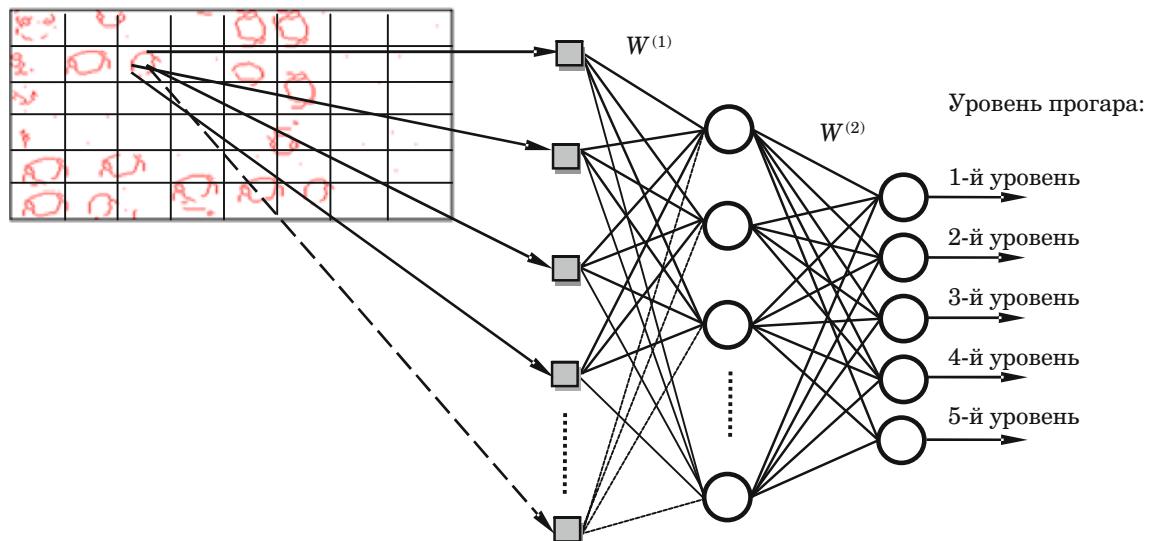


Рис. 2. Структура нейронной сети для классификации уровней прогара футеровки

Параметры зоны прогара (фрагмента термограммы) поступали на вход нейронной сети, функция которой — классификация уровней прогара участков футеровки. Для сокращения времени обучения нейронной сети входную выборку целесообразно уменьшить, поэтому на вход подавали только отдельные значения матрицы MD , описывающие следующие углы относительно центра фрагмента термограммы: 0, 30, 45, 60, 90, 120 и 180°.

Для классификации уровней прогара футеровки применяли многослойную нейронную сеть, что позволяло определять не только факт наличия зон прогара [12], но и оценить состояние футеровки (площадь и глубину прогара в соответствии с его уровнем) (рис. 2).

Обучение нейронной сети с определением векторов весовых коэффициентов $W^{(1)}$, $W^{(2)}$ (см. рис. 2) осуществляли по алгоритму обратного распространения ошибки [13] (с внесением организационных изменений в процесс обучения) в два этапа: на первом этапе выполняли классическое обучение нейронной сети на эталонной обу-

чающей выборке; на втором — обучение с использованием только экспериментальных данных. Как только ошибка при обучении на эталонных значениях достигала приемлемого уровня, начиналось обучение на экспериментальных данных. В результате ошибка распознавания уменьшалась и сеть функционировала с большей точностью.

Для первого этапа обучения использовали 480 эталонных изображений футерованного оборудования разного вида (миксеры, ковши, чугуновозы). Для второго — 620 термограмм, полученных экспериментальным путем. Чтобы нейронная сеть обучалась не запоминанию конкретных образов, а могла применять свойство обобщения, намеренно использовали термограммы изображений эталонов, искаженных шумами.

В качестве контрольной и тестовой выборок использовали по 180 изображений термограмм следующего футерованного оборудования: передвижные (ПМ350) и стационарные (МС1300) миксеры; чугуновозы 100 т; сталь-ковши 50 т.

Таблица 1. Результаты распознавания изображений термограмм критического футерованного оборудования нейронными сетями с разной структурой

Конфигурация многослойной нейронной сети (IN-HIDDEN-OUT)	Ошибка распознавания	Оптимальное количество эпох обучения	Общее количество термограмм	Количество корректно распознанных термограмм
150-50-5	0,743	440	590	545
150-70-5	1,004	630	590	537
150-30-5	0,351	280	590	562
200-50-5	0,288	650	590	577
200-70-5	0,385	590	590	566
200-30-5	0,486	600	590	549
250-50-5	0,398	660	590	563

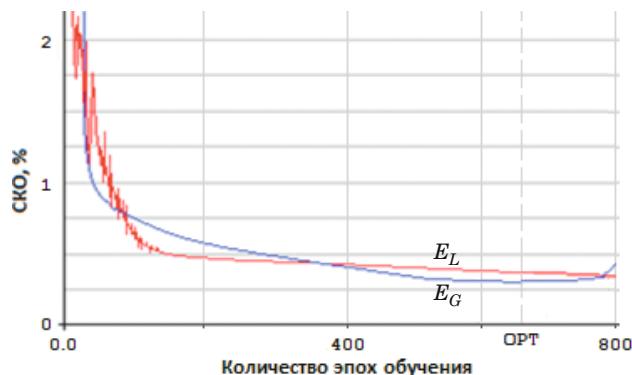


Рис. 3. Зависимости ошибок обучения E_L и распознавания E_G от количества эпох обучения (для нейронной сети с конфигурацией 200-50-5)

T2	T2			T5	T5		
T2	T5	T4		T5	T5		
T2				T2	T3		
T5	T3	T4		T3	T3		
T5	T5		T5	T5	T4		

Рис. 4. Карта поврежденных участков футеровки с классификацией уровня прогара

Среднеквадратическую ошибку (СКО) при оценке качества классификации зон прогара футеровки с помощью нейронной сети рассчитывали по формуле

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y(k_i))^2, \quad (3)$$

где E — ошибка классификации уровня прогара; y_i и $y(k_i)$ — значения i -х выходов нейронной сети: при распознавании термограмм и эталонного выхода.

Всего создали и обучили 16 нейронных сетей с разной структурой. Наилучшие результаты распознавания изображений термограмм критического футерованного оборудования нейронными сетями приведены в табл. 1 (IN-HIDDEN-OUT — количества входных нейронов, нейронов скрытого слоя и выходных нейронов соответственно).

Оптимальное количество эпох обучения для созданных нейронных сетей определяли на основании зависимостей ошибок обучения и распознавания от количества эпох обучения (рис. 3).

В итоге применение нейронной сети позволяло распознавать уровень прогара и тем самым оценивать состояние футеровки, так как прогар

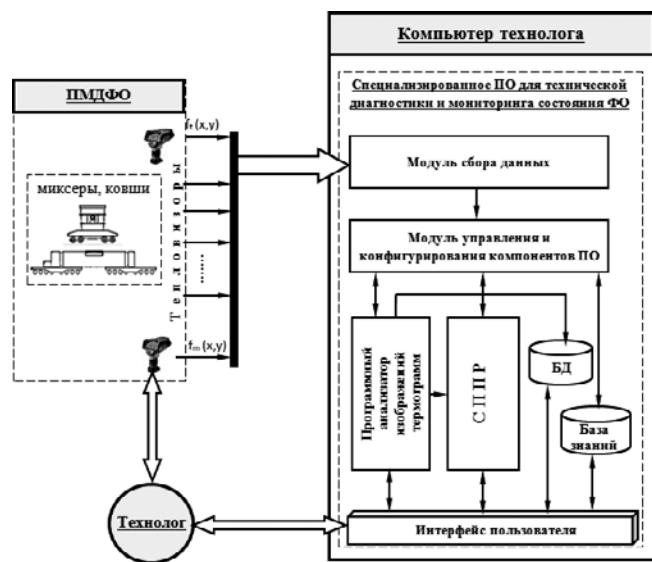


Рис. 5. Структура автоматизированной системы технической диагностики критического футерованного оборудования

характеризуется соответствующими значениями его площади и глубины.

Далее построили карты температур поврежденных участков футеровки, для чего на основе результатов обработки нейронной сетью изображения термограммы формировали матрицу, отражающую состояние участков футеровки оборудования:

$$\text{Places} = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 0 & 0 & 5 & 5 & 0 & 0 \\ 2 & 5 & 4 & 0 & 5 & 5 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 & 2 & 3 & 0 & 0 \\ 5 & 3 & 4 & 0 & 3 & 3 & 0 & 0 \\ 5 & 5 & 0 & 5 & 0 & 4 & 0 & 0 \end{pmatrix}. \quad (4)$$

Каждый элемент матрицы — кодированное значение температурного режима участка футеровки. При этом нулевые элементы характеризуют отсутствие повреждений.

Используя матрицу состояний участков, создавали карту поврежденных участков футеровки по разработанному алгоритму. Сначала определяли участки, нуждающиеся в ремонте, после чего результат заносили в матрицу. Затем для идентифицированных участков функцией GetPixel выбирали палитру цветов на исходном изображении термограммы. Для каждого участка термограммы определяли максимальное значение цвета по используемой цветовой палитре. Далее сопоставляли цвета Color с температурным диапазоном и строили сетку с указанием температур для конкретных участков футеровки при помощи стандартных графических средств. В результате получали карту поврежденных

участков футеровки с классификацией уровня прогара (рис. 4).

Структура автоматизированной системы технической диагностики критического футерованного оборудования представлена на рис. 5.

Сбор термограмм с помощью тепловизоров (в нашем случае FLIR GF 309), предназначенных для формирования изображений термограмм футерованного оборудования $f(x, y)$, осуществляется в пункте мониторинга и диагностики (ПМДФО). Компьютерное программное обеспечение (ПО) (рис. 6) включает:

анализатор изображений термограмм — программный модуль для реализации интеллектуальных методов и моделей обработки изображений термограмм;

систему поддержки принятия решений (СППР) — программу, оперирующую знаниями в процессе технической диагностики футерованного оборудования (поддерживает решения относительно выбора режима эксплуатации футерованного оборудования);

базу знаний — хранилище информации, содержащее рекомендации и/или знания, полученные в результате технической диагностики оборудования. В ней хранятся правила и полученные экспериментальным путем факты, описывающие связь температуры внешней поверхности футерованного оборудования с уровнем прогара с учетом материалов футеровок. В правилах и фактах базы знаний для идентификации зон и уровней прогара учитываются следующие параметры: геометрические размеры футерованного оборудования конкретного типа (как внешние (постоянные) размеры, так и внутренние, меняющиеся в результате выгорания); толщина и число слоев футеровки; теплофизические свой-

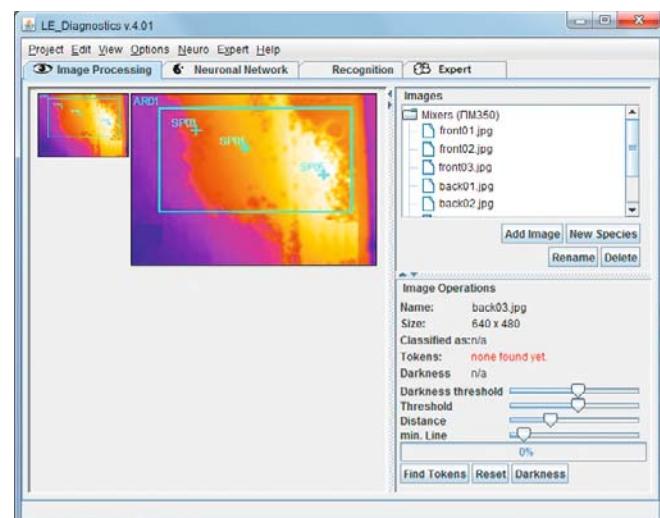


Рис. 6. Фрагмент программы распознавания термограмм разработанного ПО

ства материалов футеровки (теплоемкость, теплопроводность);

базу данных (БД) — хранилище, содержащее данные об операциях диагностики футерованного оборудования разного типа.

Функция технолога — сбор и ввод первичных данных в автоматизированную систему, после чего ПО определяет техническое состояние футеровки путем обработки изображений термограмм, а также осуществляет поддержку принятия решения о режиме эксплуатации футерованного оборудования.

Эффективность автоматизированной системы по обнаружению и оценке зон прогара проверяли на том же футерованном оборудовании: стационарном (МС-1300) и передвижном (ПМ350) миксерах, чугуновозе 100 т и сталь-ковше 50 т.

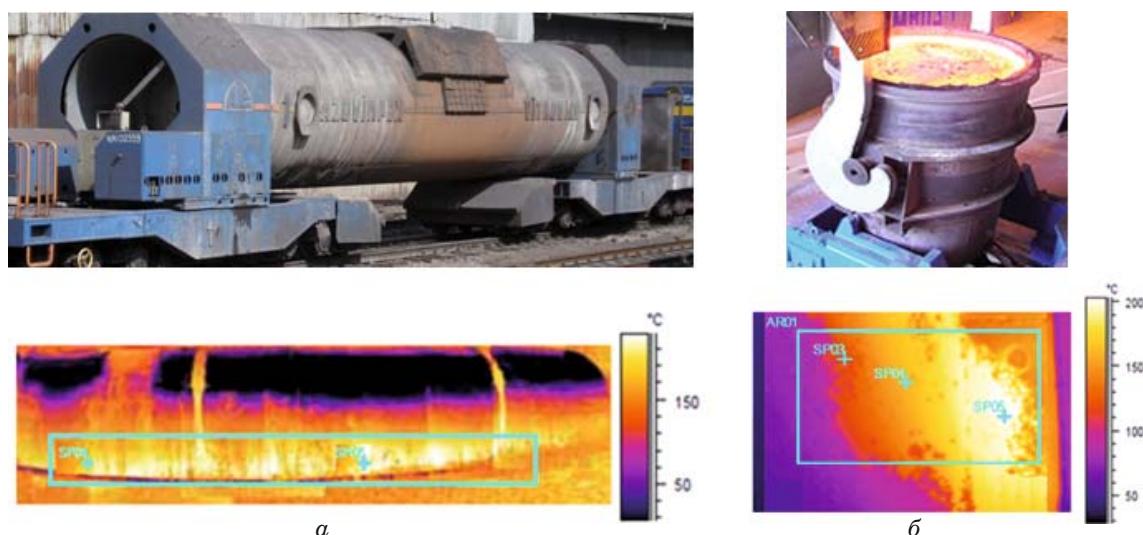


Рис. 7. Термограммы футерованного оборудования (с участками прогара футеровки):
а — передвижной миксер ПМ350; б — сталь-ковш 50 т

Таблица 2. Сравнительные результаты диагностики состояния футеровки стандартной (базовой) и предлагаемой автоматизированной системами

Футерованное оборудование	Система диагностики			
	Стандартная (базовая) (определение зон прогара пиromетрами)		Разработанная автоматизированная (определение зон прогара на основе анализа изображений термограмм)	
	Статистическая достоверность	Оперативность (средн. знач.), мин	Статистическая достоверность	Оперативность (средн. знач.), мин
Стационарный миксер MC-1300	0,90	62	0,93	25
Передвижные миксеры ПМ350	№ 1	0,86	70	25
	№ 2	0,88	65	30
	№ 3	0,88	73	28
	№ 9	0,87	80	33
Чугуновоз 100 т	0,85	30	0,97	15
Сталь-ковш 50 т	0,89	27	0,96	13

Примеры распознавания сформированных при помощи тепловизоров изображений термограмм приведены на рис. 7.

При экспериментальной оценке эффективности разработанной системы по диагностике критического оборудования определяли следующие показатели технического диагностирования [14]:

1) достоверность — степень соответствия результатов диагностики (контроля) действительному техническому состоянию (соответствие количества идентифицированных участков прогара футеровки по изображению термограммы числу реальных участков футеровки с прогаром, подтвержденных экспериментально). Статистическую достоверность определения зон прогара по изображению термограммы вычисляли по формуле:

$$D_{dp} = N/N_{\Sigma \text{real}}, \quad (5)$$

где N и $N_{\Sigma \text{real}}$ — количества распознанных зон прогара по изображению термограммы и реальных участков с прогаром, подтвержденных экспериментально;

2) продолжительность технической диагностики (оперативность) (оценивали время диагностики состояния футеровки в конкретной программно-аппаратной реализации автоматизированной системы).

Результаты распознавания изображений термограмм критического футерованного оборудования с определением базовых показателей эффективности диагностики представлены в табл. 2.

Видно, что эффективность диагностики автоматизированной системы в сравнении со стандартной выше (достоверность и оперативность определения зон прогара футеровки повышаются).

Таким образом, применение усовершенствованного метода автоматизированной диагностики футеровки критического футерованного оборудования за счет использования нейронной сети для распознавания термограмм повышает достоверность и оперативность определения зон прогара футеровки. Полученный эффект достигается автоматизацией процессов обработки данных и использованием методов искусственного интеллекта.

ЛИТЕРАТУРА

1. Тубольцев Л. Г., Голубых Г. Н., Падун Н. И. Анализ риска аварий и определение возможного материального ущерба на металлургическом предприятии / Фундаментальные и прикладные проблемы черной металлургии: сб. науч. тр. Вып. 12. — Днепропетровск, 2006. С. 407 – 420.
2. Обзор аварий и инцидентов в металлургической отрасли. On-line: <http://www.markmet.ru/tehnika-bezopasnosti-v-metallurgii/obzor-krupneishikh-avarii-v-metallurgicheskoi-otrasli>.
3. Авария на Магнитогорском меткомбинате: на рабочую площадку вышлился металл из сталь-ковша. 2010. On-line: <http://www.ziwa.org/ru/Cluster.aspx?uid=2010060237Accidents&id=2A-1&rid=-1>.
4. Gerasimos R. Intelligent Industrial Systems: Modeling, Automation and Adaptive Behavior. — Industrial Systems Institute & National Technical University of Athens, 2010. — 601 p.
5. Системы контроля зон возможного прогара футеровки. НТЦ «Прибор». On-line: <http://ntc-pribor.ru/project/38-sistemy-kontrollya-zon-vozmozhnogo-progara-futerovki-stalenalivochnykhovshey.html>.
6. АСУТП выплавки стали комплекса конвертерного цеха. On-line: <http://www.ma.dp.ua/clients/subsection7>
7. China iron & steel research. Institute Group Automation System. On-line: <http://www.cisri.com/english/tabid/550/language/en-US/Default.aspx>
8. Siemens Metals Technologies. Ironmaking — Steelmaking — Rolling Mills. On-line: <http://www.industry.siemens.com/verticals/metals-industry/en/metals/pages/home.aspx>
9. Nilles Paul E. Alternative technologies in iron and steelmaking / Metallurgical and Materials Transactions. 1996. Vol. 27. Issue 4. P 541 – 553.
10. Сукуп Г. С., Белобров Ю. Н., Попов Н. Н., Дзержинский В. А. Модернизация и комплексное оснащение современным оборудованием предприятий металлургии / Металлургия: тенденции развития. 2008. № 3. С. 4 – 7.
11. Головко В. Мониторить «здоровье» футеровки конвертеров будут лазерные сканеры / Металлург. 2011. № 34. С. 2 – 3.

12. Емельянов В. А. Метод обработки изображений теплового контроля футерованных объектов / Вестник национального горного университета. 2014. № 6(144). С. 137 – 143.
13. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. — Prentice Hall, 2008. — 936 p.
14. ГОСТ 20911-89. Техническая диагностика. Термины и определения. — М.: Изд-во стандартов, 1989. — 10 с.

REFERENCES

1. Tubol'tsev L. G., Golubykh G. N., Padun N. I. Analysis of the risk of accidents and identification of possible material damage at a metallurgical enterprise / Fundamental and applied problems of ferrous metallurgy: a collection of scientific papers. Issue 12. — Dnepropetrovsk, 2006. P. 407 – 420 [in Russian].
2. Overview of accidents and incidents in the metallurgical industry. On-line: <http://www.markmet.ru/tehnika-bezopasnosti-v-metal-lurgii/obzor-krupneishikh-avarii-v-metallurgicheskoi-otrasli> [in Russian].
3. Accident at the Magnitogorsk Iron and Steel Works: metal from the steel ladle poured onto the work platform. 2010. On-line: <http://www.ziwa.org/ru/Cluster.aspx?uid=2010060237Accidents&id=2A-1&rid=-1>.
4. Gerasimos R. Intelligent Industrial Systems: Modeling, Automation and Adaptive Behavior. — Industrial Systems Institute & National Technical University of Athens, 2010. — 601 p.
5. Control systems for zones of possible lining burnout. NTC "Pribor". On-line: <http://ntc-pribor.ru/project/38-sistemy-kontrollyazonnostylininga>
6. Process control system for steel smelting complex converter shop. Metallurgautomatica. On-line: <http://www.ma.dp.ua/clients/subsection7>
7. China iron & steel research. Institute Group Automation System. On-line: <http://www.cisri.com/english/tabid/550/language/en-US/Default.aspx>
8. Siemens Metals Technologies. Ironmaking — Steelmaking — Rolling Mills. On-line: <http://www.industry.siemens.com/verticals/metals-industry/en/metals/pages/home.aspx>.
9. Nilles Paul E. Alternative technologies in iron and steelmaking / Metallurgical and Materials Transactions. 1996. Vol. 27. Issue 4. P. 541 – 553.
10. Sukov G. S., Belobrov Yu. N., Popov N. N., Dzerzhinskii V. A. Modernization and complex equipment with modern equipment of metallurgical enterprises / Metallurg. Tend. Razv. 2008. N 3. P. 4 – 7 [in Russian].
11. Golovko V. Monitoring the “health” of the lining of converters will be laser scanners / Metallurg. 2011. N 34. P. 2 – 3 [in Russian].
12. Emelyanov V. A. Image processing method for thermal control of the lined objects / Vestn. Nats. Gornogo Univ. 2014. N 6(144). P. 137 – 143 [in Russian].
13. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. — Prentice Hall, 2008. — 936 p.
14. GOST 20911-89. Technical diagnostics Terms and definitions. — Moscow: Izd. Standartov, 1989. — 10 p. [in Russian].