

## РАЗРАБОТКА МЕТОДА РАННЕГО РАСПОЗНАВАНИЯ ШЛАКА СТАЛЕРАЗЛИВОЧНОГО КОВША МАШИНЫ НЕПРЕРЫВНОГО ЛИТЬЯ ЗАГОТОВОК

Полещенко Д. А.<sup>1</sup>, Корнев А. В.<sup>2</sup>

(Старооскольский технологический институт  
им. А.А. Угарова (филиал) НИТУ «МИСИС», Старый Оскол)

*Рассматривается проблема раннего распознавания шлака сталеразливочного ковша машины непрерывного литья заготовок. В работе исследуется вибрационный метод распознавания шлака, так как он является наиболее информативным. Опробован ряд методов анализа сигнала виброускорения манипулятора защитной трубы для своевременной отсечки шлака и предотвращения его попадания в промежуточный ковш, таких как его усреднение с помощью фильтра скользящего среднего, вычисление энтропии, построение огибающей спектра сигнала, а также огибающей спектра мощности. Анализ результатов апробации показал, что не все методы могут быть применимы для решения этой задачи. Наилучшую эффективность, равную 93%, обеспечил подход, основанный на анализе спектра мощности сигнала виброускорения. Кроме того, в данной работе рассмотрен и протестирован нейросетевой метод обнаружения аномалий в сигнале виброускорения с помощью различных архитектур автоэнкодеров. Этот подход был опробован как на «синтетических данных», где подтвердил свою работоспособность в обнаружении аномалий, так и на реальных данных, где достигнута точность 73%. Дальнейшие исследования будут направлены на более тщательную проработку данного метода.*

Ключевые слова: непрерывная разливка стали, усреднение сигнала, вычисление энтропии, огибающая спектра сигнала, огибающая спектра мощности, нейросетевой метод.

### 1. Введение

Разливка стали является важной стадией сталеплавильного производства. Существует три способа разливки: сверху в изложницы, сифоном и на устройстве непрерывной разливки стали. Самым распространенным является способ непрерывной разливки стали, при котором жидкому металлу придается форма

---

<sup>1</sup> Дмитрий Александрович Полещенко, к.т.н., доцент (po-dima@yandex.ru).

<sup>2</sup> Артем Викторович Корнев, студент магистратуры (korenev01@mail.ru).

прямоугольника или квадрата, либо сортовая заготовка для последующей обработки на прокатных станах [14].

Одной из важных технологических операций при непрерывной разливке стали является процесс слива металла из сталеразливочного ковша. При его переливе важным и сложным этапом служит определение момента начала поступления шлака в промежуточный ковш [9].

Решение данной проблемы очень важно, так как, во-первых, унос шлака из сталковша вызывает ухудшение качества стали.

Вторым следствием уноса шлака является сокращение срока службы промежуточного ковша. Шлак очень вреден для огнеупорного материала промежуточного ковша. Даже если его стенки хорошо покрыты высокопрочными материалами, шлак будет растворять их из-за своего состава, температуры и объема. Другими словами, из-за эрозии огнеупорной футеровки промковша необходимо остановить разливку, чтобы устранить риск безопасности процесса [13].

С другой стороны, преждевременное закрытие шибера создает ситуацию, когда вместе со шлаком большое количество годного металла бракуется [4].

Все это приводит к потерям металлургических предприятий.

Мировые исследователи в области металлургии разработали несколько методов обнаружения шлака, основанных на различных принципах.

Так, инфракрасный метод [22] основывается на анализе инфракрасного излучения струи металла. Однако у этого метода есть существенный недостаток: необходима открытая струя металла, а в рассматриваемой работе она защищена от окисления сливной трубой.

Метод косвенного расчета массы сталковша [4] предполагает пересчет массы стали и шлака в уровень. Стоит заметить, что огромное влияние на точность расчета уровня оказывает погрешность измерения массы, которая в подавляющем большинстве случаев является большой.

Электромагнитный метод основывается на расположении, как правило, двух электромагнитных катушек в зону потока металла, одна из которых является излучателем, другая – прием-

ником, а поток стали – своеобразным сердечником [13]. Главным недостатком данной системы является то, что чувствительные элементы необходимо защищать футеровкой от действия повышенных температур.

В настоящее время перспективным является вибрационный метод, так как он наиболее информативен [2, 19]. Данный метод основан на анализе вибрации потока стали при его сливе в промежуточный ковш. В работе [11] описаны результаты апробации системы на основе сигнала вибрации. Эффективность разработанной системы составила 82,5%, что является недостаточным в условиях текущего производства.

Сравнительный анализ методов раннего распознавания шлака показывает, что в настоящее время идеальной системы отсечки шлака не существует. Однако вибрационная система является наиболее привлекательной, так как не требует больших капиталовложений и обладает высокой точностью и быстродействием [11].

## **2. Цель исследований и исследуемые методы**

В данной работе рассмотрен вибрационный метод контроля за процессом начала поступления шлака в промковш. Исследования проводились на сигналах, снятых с реального промышленного объекта. Акселерометры были установлены на манипулятор защитной трубы МНЛЗ.

Вибрация создается за счет удара стали по шиберу, который дросселирует ее поток из сталковша в промежуточный ковш [11].

Исходя из того, что плотность жидкой стали составляет в среднем  $6,9 \text{ т/м}^3$ , а плотность шлака –  $2,5 \text{ т/м}^3$ , возникла гипотеза о том, что уровень сигнала вибрации должен уменьшаться при начале поступления шлака в промежуточный ковш. К таким же выводам пришли авторы в работах [6, 20].

Это, в свою очередь, означает, что возникнет уменьшение мощности сигнала вибрации, которое можно будет зафиксировать и своевременно закрыть шибер для предотвращения попадания шлака в промковш [3]. Таким образом, целью исследований является разработка такого алгоритма обработки сигнала

виброускорения, который позволит своевременно (при начале поступления шлама) обнаружить снижение его амплитуды.

В данной работе исследуется ряд методов анализа сигнала виброускорения: его фильтрация и вычисление энтропии во временной области, построение огибающей спектра сигнала, огибающей спектра мощности, а также нейросетевой метод.

### 3. Временной анализ сигнала

Временной анализ сигнала включает в себя его усреднение с помощью фильтра скользящего среднего по формуле (1), а также вычисление энтропии по формуле (2):

$$(1) \quad SMA_t = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} p_{t-i},$$

где  $SMA_t$  – значение скользящего среднего в точке  $t$ ;  $n$  – сглаживающий интервал или ширина окна, т.е. количество значений сигнала виброускорения, участвующих в расчёте скользящего среднего;  $p_{t-i}$  – значение сигнала виброускорения в точке  $t - i$ .

$$(2) \quad E = \sum_{i=1}^n \ln(x_i^2(i)),$$

где  $x_t$  – вектор значений сигнала виброускорения;  $n$  – количество снятых значений сигнала за выбранный период времени, равное 30000;  $t$  – номер такта (1 такт равен одной секунде).

На рис. 1–2 изображены графики усредненного сигнала и энтропии.

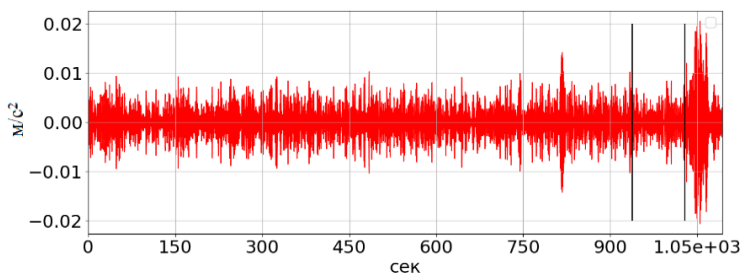


Рис. 1. Усредненный сигнал виброускорения

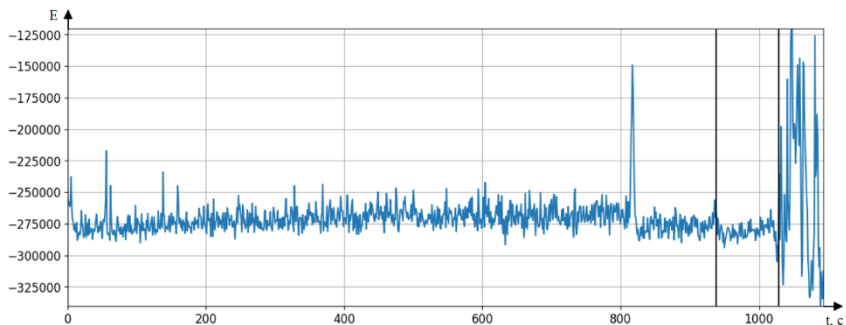


Рис. 2. Энтропия сигнала вибрации

На графиках вертикальная черная линия, расположенная слева, обозначает момент отключения автоматического регулирования шиберов, а правая – момент закрытия шиберов оператором. Как можно увидеть, данные методы не дали положительных результатов, так как они не позволили зафиксировать снижение уровня сигнала вибрации при начале поступления шлама в промковш.

#### 4. Построение огибающей спектра сигнала

В работе было произведено построение огибающей спектра сигнала для различных частотных диапазонов.

Для каждой секунды сигнала виброускорения был построен спектр по формуле

$$(3) \quad X^k(j) = \sum_{n=(k-1)N}^{kN-1} x_n e^{-\frac{2\pi i}{N} jn},$$

где  $X^k(j)$  – это амплитуда  $j$ -ой гармоники  $k$ -го такта сигнала виброускорения;  $N$  – количество значений сигнала в одном такте, равное 30000;  $x_n$  – измеренные значения сигнала.

На основании спектра сигнала (3) были построены огибающие спектра сигнала по формуле (4):

$$(4) \quad P^q(k) = \frac{\sum_{j=f_{min}}^{f_{max}} X^k(j)}{f_{max} - f_{min}},$$

где  $k = 1, \dots, K^q$  – номер такта (1 такт равен одной секунде);  $K^q$  – номер такта, на котором оператор закрыл шибер;  $q = 1, \dots, 15$  – число экспериментов;  $f_{min}$  – нижняя граница частоты;  $f_{max}$  – верхняя граница частоты.

Нужно заметить, что данный метод не позволил однозначно определить момент начала засасывания шлака в промежуточный ковш, что можно увидеть на рис. 3.

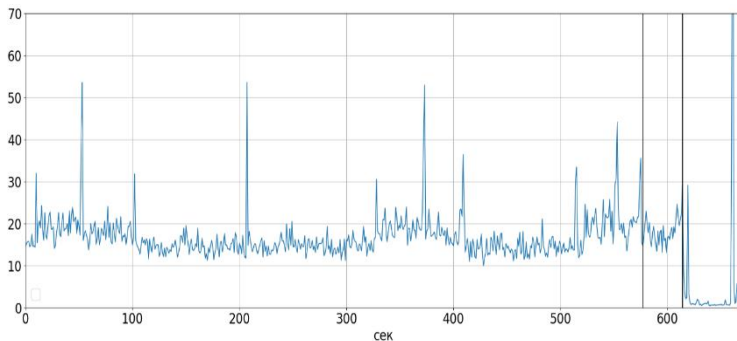


Рис. 3. Огибающая спектра сигнала в частотном диапазоне 100-200 Гц

## 5. Построение огибающей спектра мощности

Кроме того, в процессе исследования сигнала виброускорения в частотной области была проанализирована его спектральная плотность мощности. Эта величина показывает, как мощность сигнала распределяется по частотам:

$$(5) \quad S_{xx}(f) = \lim_{N \rightarrow +\infty} \frac{(\Delta t)^2}{T} \left| \sum_{n=1}^N x_n e^{-i2\pi f n \Delta t} \right|^2,$$

где  $T$  – период времени;  $N$  – длина сигнала  $x$ ;  $\Delta t$  – интервал выборки в секундах.

Для более наглядного представления спектральная плотность мощности может быть вычислена по формуле

$$(6) \quad S_{xx}(f) = 10 \lg \left( \frac{(\Delta t)^2}{T} \left| \sum_{n=1}^N x_n e^{-i2\pi f n \Delta t} \right|^2 \right).$$

Построение спектров мощности производилось для частотных диапазонов 0–3000 Гц, 800–1200 Гц, 0–100 Гц, разных объемов выборки данных (150 000–21 000 000 значений), а также различных моментов выборки данных, а именно: спектры мощности начинали вычисляться с момента отключения автоматического регулирования шиберов до закрытия шиберного затвора оператором, спектры мощности начинали вычисляться за пятнадцать, десять и пять секунд до закрытия шиберного затвора оператором.

Их анализ показал, что для большинства сигналов наблюдается снижение мощности в частотном диапазоне 0–100 Гц. Сходные результаты были получены в работе [10].

Следующим этапом стало построение графиков среднего значения мощности за одну секунду в частотном диапазоне 0–100 Гц для сигнала от момента отключения автоматического регулирования шиберов до его закрытия оператором, которая была названа огибающей спектра мощности по формуле (7):

$$(7) \quad P_{xx}^q(k) = \frac{\sum_{i=0}^{f_{max}} S_{xx}^k(i)}{f_{max}},$$

где  $k = 1, \dots, K^q$  – номер такта (1 такт равен одной секунде и содержит 30000 значений);  $K^q$  – номер такта, на котором оператор закрыл шибер;  $q = 1, \dots, 15$  – число экспериментов;  $f_{max}$  – верхняя граница частоты, равная 100 Гц.

Анализ всех графиков огибающей спектра мощности показал, что наблюдается ниспадающий тренд перед закрытием шиберного затвора оператором, т.е. при начале поступления шлама в промковш (см. рис. 4).

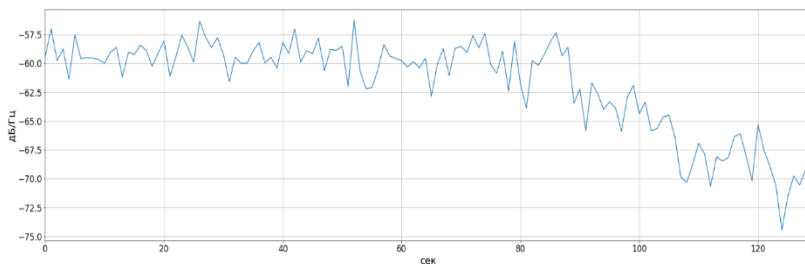


Рис. 4. Огибающая спектра мощности

Для идентификации данного изменения тренда были разработаны следующие критерии:

Критерий 1: если значение мощности снизилось более чем на 4,75 дБ относительно среднего за все время наблюдения, то считаем, что пошел шлак:

$$(8) \quad A = \begin{cases} 1, & P_{xx}^q(k) < \frac{\sum_{j=1}^k P_{xx}^q(j)}{k} - 4,75, \\ 0, & P_{xx}^q(k) \geq \frac{\sum_{j=1}^k P_{xx}^q(j)}{k} - 4,75; \end{cases}$$

где  $A$  – искомая пороговая функция;  $k = 10, \dots, K^q$ .

Результат работы данного критерия представлен на рис. 5.



Рис. 5. Тренд отработки критерия 1

Критерий 2: если значение мощности снизилось более чем на 3,8 дБ относительно среднего значения за все время наблюдения дважды в течение трех тактов, то считаем, что пошел шлак: формулы (9)–(12).

Анализируя мощность сигнала виброускорения на каждом такте, определяем величины  $l, m$  по формуле

$$(9) \quad \text{if } P_{xx}^q(k) < \frac{\sum_{j=1}^k P_{xx}^q(j)}{k} - 3,8 \text{ then } \begin{cases} l = k, \\ m = m + 1; \end{cases}$$



где  $k$  – текущий такт;  $l$  – номер такта, при котором мощность снизилась более чем на 3,8 дБ относительно среднего;  $m$  – счетчик количества искомых тактов, равный нулю в первоначальный момент времени.

Вычисляем разность  $d$  между номерами текущего такта и такта, при котором мощность снизилась более чем на 3,8 дБ относительно среднего, по формуле

$$(10) d = k - l.$$

Анализируя разность между ближайшими тактами, у которых мощность снизилась более чем на 3,8 дБ относительно среднего, обновляем счетчик искомых тактов  $m$  по формуле

$$(11) m = \begin{cases} 0, & d \geq 2, \\ m, & d < 2. \end{cases}$$

Искомая пороговая функция  $A$  принимает вид согласно формуле

$$(12) A = \begin{cases} 1, & m = 2; \\ 0, & m < 2. \end{cases}$$

Результат работы данного критерия представлен на рис. 6.

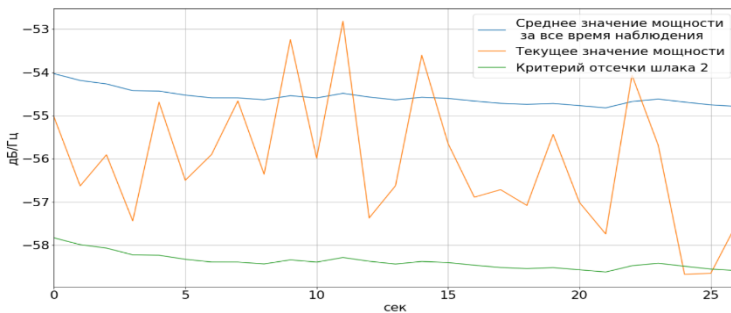


Рис. 6. Тренд отработки критерия 2

Критерий 3: если текущее значение мощности снизилось более чем на 4,2 дБ относительно скользящего среднего (размер окна 10 тактов) при условии, что величина текущей мощности больше величины критерия 2, то считаем, что пошел шлак (см. формулу (13)):

$$(13) A = \begin{cases} 1, & \frac{\sum_{j=1}^k P_{xx}^q(j)}{k} - 3,8 < P_{xx}^q(k) < \frac{\sum_{j=k-10}^k P_{xx}^q(j)}{10} - 4,2, \\ 0, & P_{xx}^q(k) \leq \frac{\sum_{j=1}^k P_{xx}^q(j)}{k} - 3,8 \text{ or } P_{xx}^q(k) \geq \frac{\sum_{j=k-10}^k P_{xx}^q(j)}{10} - 4,2; \end{cases}$$

где  $k = 10, \dots, K^q$ .

Результат работы данного критерия представлен на рис. 7.

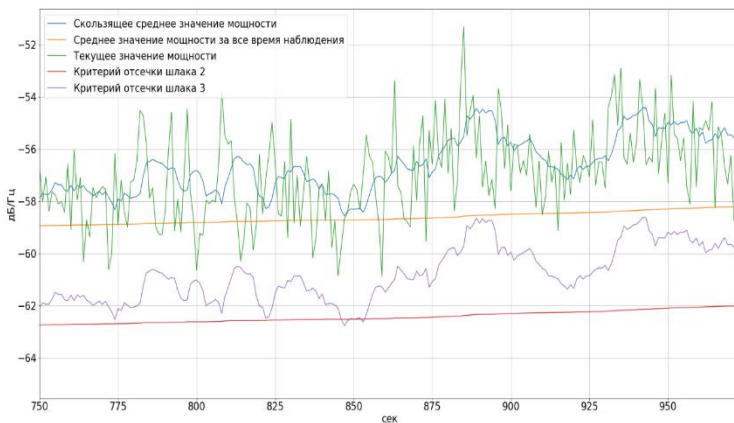


Рис. 7. Тренд отработки критерия 3

Анализ результатов апробации данных критериев показал, что они работали во всех опытах, кроме одного (см. таблицу 1). Значит, в целом было выявлено единообразие изменения мощности сигнала вибрации.

Стоит отметить, что ввиду сильной зашумленности сигнала виброускорения часть экспериментов (порядка 25%) завершилась с излишне заблаговременным срабатыванием, что на реальном объекте приведет к снижению качества работ.

Таблица 1. Результаты срабатывания критериев отсечки шлака на основе анализа спектра мощности сигнала виброускорения

Дата и номер разливки	Срабатывание критерия, такт			Отсечка шлака оператором, такт	Отклонение по критерию, такт		
	1	2	3		1	2	3
23.03.17_1	–	612	–	614	–	2	–
23.03.17_2	749	750	–	751	2	1	–
23.03.17_3	666	666	–	668	2	2	–
12.05.17_1	–	–	876	880	–	–	4
12.05.17_3	1026	1027	1025	1029	3	2	4
12.05.17_4	1223	–	–	1224	1	–	–
12.05.17_5	1088	1085	–	1090	2	5	–
03.08.17_1	–	–	–	817	–	–	–
03.08.17_2	500	510	–	548	48	38	–
03.08.17_3	–	–	983	984	–	–	1
03.08.17_4	533	556	–	565	32	9	–
20.09.17_1	672	–	–	679	7	–	–
20.09.17_2	–	–	764	765	–	–	1
20.09.17_3	–	812	–	837	–	25	–
20.09.17_4	750	–	–	761	11	–	–

## 6. Нейросетевой метод

### 6.1. ВЫБОР АРХИТЕКТУРЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Машинное обучение в целом и нейронные сети в частности в настоящее время начинают играть все более важную роль в мониторинге и управлении сложными процессами, в том числе и в процессе непрерывной разливки стали [8].

Перспективным является нейросетевой метод анализа сигнала виброускорения, так как нейронные сети способны решать задачи, когда неизвестны взаимосвязи входных и выходных данных.

На сегодняшний день существует большое количество видов нейронных сетей, каждый из которых чаще всего лучше подходит для решения конкретного спектра задач.

В течение последних лет было проблемой автоматически обнаруживать и правильно классифицировать что-то отклоняющееся от нормы как аномальное. И это становится более сложным, когда речь идет о многомерных данных, потому что традиционные подходы машинного обучения не могут уловить сложную структуру несбалансированных данных. Для решения данной проблемы можно использовать архитектуру автоэнкодера для обнаружения аномалий в данных [16]. Метод обнаружения аномалий используется в области статистики для определения выбросов в данных [17].

Аномалии представляют собой отклонения от нормы, т.е. являются какими-то закономерностями в данных, которые не соответствуют четко определенному представлению о нормальном поведении [7, 15].

В нашем случае аномалией является изменяющийся характер сигнала виброускорения при начале попадания шлама в промежуточный ковш.

## 6.2. ХАРАКТЕРИСТИКА АВТОЭНКОДЕРА

В общем случае автоэнкодер является нейронной сетью, которая состоит из двух основных блоков: энкодера  $g$  и декодера  $f$  [1].

Входной слой автокодировщика и его выход имеют одинаковый размер, т.е. равное количество нейронов. Между кодером и декодером находится скрытый слой. Его размер, как правило, меньше размера входа.

Архитектура автоэнкодера представлена на рис. 8 [5].

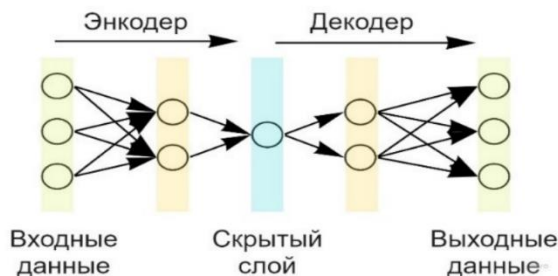


Рис. 8. Архитектура автоэнкодера

Энкодер переводит входной сигнал в латентное (скрытое) представление по формуле

$$(14) h = g(x).$$

Декодер в свою очередь пытается восстановить исходный сигнал по его сжатому представлению:

$$(15) \tilde{x} = f(h).$$

Автокодировщик в процессе обучения стремится изменить  $g$  и  $f$  так, чтобы минимизировать функционал ошибки  $L(x, f(g(x)))$ .

Из-за ограничений семейств функций  $g$  и  $f$  автоэнкодер выбирает только наиболее важные характеристики (свойства) данных.

Другими словами, автоэнкодер является моделью, способной восстанавливать исходный сигнал за счет интерпретации входного сигнала слоем скрытого представления, обученного на образцах. Поэтому была выдвинута гипотеза, что модель на основе автокодировщика, обученная на нормальный ход процесса разливки, при наступлении момента снижения амплитуды сигнала виброускорения (начало истечения шлака) будет неспособна восстанавливать поступающие данные. Это приведет к увеличению метрики ошибки и будет индикатором начала искомого состояния сигнала. То есть конечную задачу можно привести к задаче определения аномалии в сигнале виброускорения.

### *6.3. АПРОБАЦИЯ АВТОЭНКОДЕРОВ НА «СИНТЕТИЧЕСКИХ ДАННЫХ»*

В данной работе были разработаны и опробованы два вида автоэнкодеров: автоэнкодеры на Dense-слоях и LSTM-автоэнкодер.

Dense-автоэнкодер состоит из полносвязных слоев. Полносвязный слой – это слой, выходные нейроны которого связаны со всеми входными нейронами.

LSTM-автоэнкодер состоит из LSTM-ячеек. LSTM – особая разновидность архитектуры рекуррентных нейронных сетей, способная к обучению долговременным зависимостям [12, 18, 21].

На первом этапе исследований было решено опробовать метод обнаружения аномалий на «синтетических данных» с помощью искусственных нейронных сетей.

В виде искусственного сигнала была выбрана синусоида.

Для формирования обучающей выборки были созданы функции синуса одинаковой частоты, но разной амплитуды от 0,1 до 0,4 условных единиц с шагом 0,1:

$$(16) X_1((M-1)k_{max} + k, (n_{0+10(k-1)}, \dots, n_{9+10(k-1)})) = \\ = 0,1M \sin(n_{0+10(k-1)}, \dots, n_{9+10(k-1)}),$$

где  $M = 1, \dots, 4$ ;  $k = 1, \dots, 99$ ;  $n = 1, \dots, 989$ .

В качестве критерия обнаружения аномалий в сигнале была выбрана среднеквадратичная ошибка.

Расчет был произведен по формуле

$$(17) MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \tilde{y}_i),$$

где  $MSE$  – среднеквадратичная ошибка;  $m$  – количество наблюдений;  $y_i$  – фактическая координата наблюдения;  $\tilde{y}_i$  – предсказанная координата наблюдения.

Тестирование автоэнкодеров производилось на сигналах в виде синуса, но других амплитуд. Кроме того, данные сигналы были модифицированы путем внесения помехи (аномалии) к шестой точке построения графика. Этот сигнал описывается выражением

$$(18) X_3(n_1) = \begin{cases} 0,9 \sin(n_1), & n_1 \neq 6, \\ 0,9 \sin(n_1) + 0,3, & n_1 = 6; \end{cases}$$

где:  $n = 0, \dots, 9$ .

Эксперименты проводились для разных структур Dense- и LSTM-автоэнкодеров. Структура автоэнкодера, показавшего наилучший результат, представлена следующим выражением:

$$(19) \begin{cases} X_{neurs^1}^{(1)} = f_{ReLU} \left( \sum_{i=1}^{inputs} (X_i^0 W_{neurs^1,i}^{(1)}) + b_{neurs^1}^{(1)} \right), & neurs^1 = 1, \dots, 7, \\ X_{neurs^2}^{(2)} = f_{ReLU} \left( \sum_{neurs^1=1}^7 (X_{neurs^1}^{(1)} W_{neurs^2,neurs^1}^{(2)}) + b_{neurs^2}^{(2)} \right), & neurs^2 = 1, \dots, 5, \\ X_{neurs^3}^{(3)} = f_{ReLU} \left( \sum_{neurs^2=1}^5 (X_{neurs^2}^{(2)} W_{neurs^3,neurs^2}^{(3)}) + b_{neurs^3}^{(3)} \right), & neurs^3 = 1, \dots, 7, \\ X_{neurs^4}^{(4)} = f_{Linear} \left( \sum_{neurs^3=1}^7 (X_{neurs^3}^{(3)} W_{neurs^4,neurs^3}^{(4)}) + b_{neurs^4}^{(4)} \right), & neurs^4 = 1, \dots, 10; \end{cases}$$

где  $W$  – вес нейрона;  $b$  – смещение нейрона;  $inputs$  – количество входных сигналов, равное 10;  $neurs^1$  – количество нейронов в первом слое;  $neurs^2$  – количество нейронов в латентном слое;  $neurs^3$  – количество нейронов в третьем слое;  $neurs^4$  – количество нейронов в выходном слое;  $X^0$  – входной слой, который принимал на вход сигналы, описываемые выражениями (16) при обучении и (18) при тестировании;  $f_{Linear}$  и  $f_{ReLU}$  – линейная функция активации и функция активации ReLU соответственно.

Аномальность сигнала  $A$  определялась пороговым значением  $\delta$ , которое было получено эмпирически и составило 0,1:

$$(20) A = \begin{cases} 1, & MSE \geq \delta; \\ 0, & MSE < \delta. \end{cases}$$

Результат работы автоэнкодера показан на рис. 9–10.

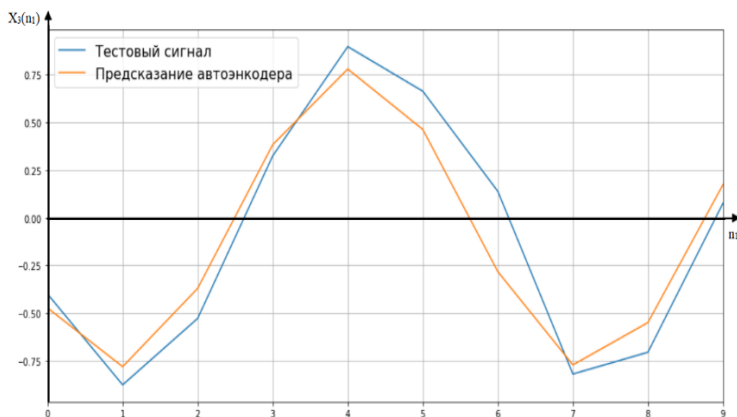


Рис. 9. Результаты тестирования автоэнкодера на сигнале с аномалией

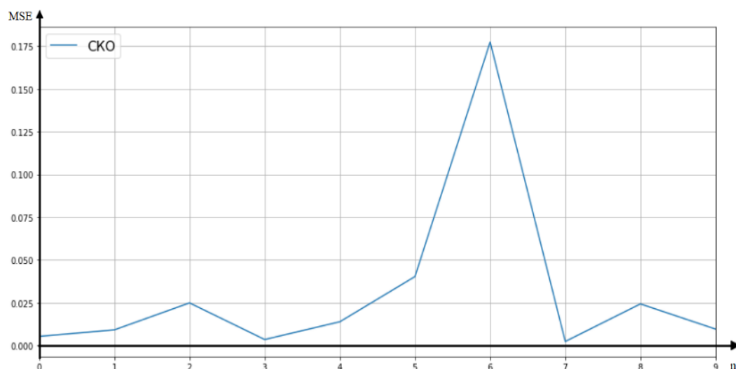


Рис. 10. График среднеквадратичной ошибки

Как видно из графиков, максимальное значение СКО приходится как раз на шестую точку. Она составила около 0,18, что значительно больше  $\delta$ . Это свидетельствует о том, что автоэнкодер обнаружил аномалию в сигнале (см. рис. 9–10).

#### 6.4. АПРОБАЦИЯ АВТОЭНКОДЕРОВ НА РЕАЛЬНЫХ СИГНАЛАХ

Следующим этапом стала апробация автоэнкодеров на реальном сигнале.

Наряду с автоэнкодером со структурой, описанной выражением (19), были созданы и обучены еще ряд нейронных сетей. Они обучались как на временном, так и на частотном представлении сигнала.

Работа автоэнкодера, показавшего наилучший результат на частотном представлении сигнала, показана на рис. 11.

Как можно увидеть на графиках, автоэнкодер смог воспроизвести спектр сигнала в ходе нормального процесса разливки.

График среднеквадратичной ошибки представлен на рис. 12.

Красной рамкой выделен участок сигнала, где наблюдается увеличение среднеквадратичной ошибки. Это явление возникает перед закрытием шибера оператором, что свидетельствует о том, что автоэнкодер смог обнаружить аномалию в сигнале, т.е. процесс начала поступления шлака в промежуточный ковш.



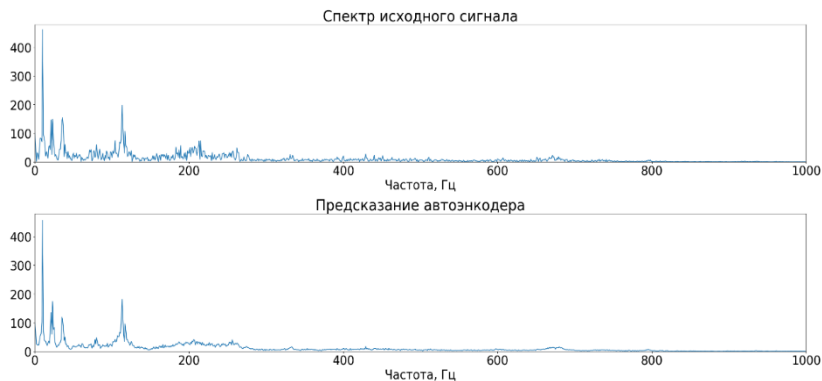


Рис. 11. Анализ качества обучения нейронной сети



Рис. 12. Тестирование автоэнкодера на реальных данных

На сегодняшний день данный метод позволяет зафиксировать процесс начала засасывания шлака в 73% случаев. Основным объяснением его невысокой эффективности является предположение, что это происходит из-за сильной зашумленности сигнала виброускорения, полученного с реального промышленного объекта.

В дальнейшем планируется более тщательная проработка данного метода с применением различных методов фильтрации при подготовке данных перед подачей на нейронную сеть.

## 7. Заключение

В данной работе было проведено исследование пяти различных методов анализа сигнала виброускорения: методы усреднения и построения огибающей спектра сигнала, а также вычисления энтропии не дали положительных результатов.

Наилучший результат показали критерии отсечки шлака, основанные на анализе спектра мощности сигнала виброускорения, сработавшие в 93 процентах случаев.

Исследования нейросетевого метода на «синтетических данных» подтвердили его работоспособность в обнаружении аномалий, однако на опытных данных его эффективность пока остается невысокой из-за большой зашумленности сигнала.

### Литература

1. АТАРСКАЯ Е.А. Система обнаружения аномалий технологических временных рядов параметров промышленного проекта // Мавлютовские чтения. – 2021. – С. 317–325.
2. ЕРЕМЕНКО Ю.И., ПОЛЕЩЕНКО Д.А. О разработке и промышленной апробации системы отсечки шлака при разливке стали // Известия высших учебных заведений. Черная металлургия. – 2019. – Т. 62, №5. – С. 353–359.
3. КОРЕНЕВ А.В., ПОЛЕЩЕНКО Д.А. Разработка критериев отсечки шлака сталеразливочного ковша МНЛЗ на основе анализа спектра мощности сигнала виброускорения // Сборник XX Всероссийской научно-практической конференции студентов и аспирантов. – 2023. – С. 401–403.
4. КРИВОНОСОВ В.А., МИТИН А.С. Повышение точности оценки уровней металла в стальковше и промковше МНЛЗ с использованием нелинейного наблюдателя состояния // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2010. – Т. 6, №4. – С. 41–45.
5. САФРОНОВ Д.А., КАЦЕР Ю.Д., ЗАЙЦЕВ К.С. Поиск аномалий с помощью автоэнкодеров // Int. Journal of Open Information Technologies. – 2022. – Т. 10, №8. – С. 39–45.

6. СЕМЕНОВ М.В., КРАСИЛЬНИКОВ С.С., ШВИДЧЕНКО Д.В., ПИШНОГРАЕВ Р.С. *Вибродетектирование шлака при сливе стали из стальной ковша в промежуточный ковш // Автоматизированные технологии и производства. – 2015. – №2. – С. 40–42.*
7. BLÁZQUEZ-GARCÍA A., CONDE A., MORI U., LOZANO J.A. *A review on outlier/anomaly detection in time series data // ACM Computing Surveys (CSUR). – 2021. – Vol. 54, No. 3. – P. 1–33.*
8. CEMERNEK D., CEMERNEK S., GURSCH H., PANDESHWAR A. et al. *Machine learning in continuous casting of steel: A state-of-the-art survey // Journal of Intelligent Manufacturing. – 2021. – P. 1–19.*
9. CHAKRABORTY A., GHOSE J., CHAKRABORTY S., CHAKRABORTY B. *Vision-based detection system of slag flow from ladle to tundish with the help of the detection of undulation of slag layer of the tundish using an image analysis technique // Iron-making & Steelmaking. – 2022. – Vol. 49, No. 1. – P. 10–15.*
10. CHEN D., XIAO H., JI Q. *Vibration style ladle slag detection method based on discrete wavelet decomposition // The 26th Chinese Control and Decision Conference (CCDC-2014). – IEEE, 2014. – P. 3019–3022.*
11. GUVENC M.A., KAPUSUZ H., MISTIKOGLU S. *Experimental study on accelerometer-based ladle slag detection in continuous casting process // The Int. Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 2020. – Vol. 106. – P. 2983–2993.*
12. HOMAYOUNI H., GHOSH S., RAY I., GONDALIA S. et al. *An autocorrelation-based LSTM-Autoencoder for anomaly detection on time-series data // IEEE Int. Conf. on Big Data (big data – 2020). – IEEE, 2020. – P. 5068–5077.*
13. KAPUSUZ H., GÜVENÇ M.A., MISTIKOĞLU S. *A review study on ladle slag detection technologies in continuous casting process // Int. Advanced Researches and Engineering Journal. – 2019. – Vol. 3, No. 3. – P. 144–149.*
14. LOUHENKILPI S. *Continuous casting of steel // Treatise on process metallurgy. – Elsevier, 2014. – P. 373–434.*

15. NASSIF A.B., TALIB M.A., NASIR Q., DAKALBAB F.M. *Machine learning for anomaly detection: A systematic review* // IEEE Access. – 2021. – Vol. 9. – P. 78658–78700.
16. PROVOTAR O.I., LINDER Y.M., VERES M.M. *Unsupervised anomaly detection in time series using LSTM-based autoencoders* // IEEE Int Conf on Advanced Trends in Information Theory (ATIT–2019). – IEEE, 2019. – P. 513–517.
17. SHAUKAT K., ALAM T.M., LUO S., SHABBIR S. et al. *A review of time-series anomaly detection techniques: A step to future perspectives* // Advances in Information and Communication: Proceedings of the 2021 Future of Information and Communication Conference (FICC), Vol. 1. – Springer International Publishing, 2021. – P. 865–877.
18. SIAMI-NAMINI S., TAVAKOLI N., NAMIN A. S. *The performance of LSTM and BiLSTM in forecasting time series* // IEEE Int. Conf. on Big Data (Big Data – 2019). – IEEE, 2019. – P. 3285–3292.
19. TAN D.P., JI S.M., LI PEIYU, PAN X.H. *Development of vibration style ladle slag detection methods and the key technologies* // Science China. Technological Sciences. – 2010. – Vol. 53, No. 9. – P. 2378–2387.
20. TAN D.P., LI P.Y., JI Y.X., WEN D.H. et al. *SA-ANN-based slag carry-over detection method and the embedded WME platform* // IEEE Trans. on Industrial Electronics. – 2012. – Vol. 60, No. 10. – P. 4702–4713.
21. WEI Y., JANG-JACCARD J., XU W., SABRINA F. et al. *LSTM-autoencoder-based anomaly detection for indoor air quality time-series data* // IEEE Sensors Journal. – 2023. – Vol. 23, No. 4. – P. 3787–3800.
22. ZHANG Z., BIN L., JIANG Y. *Slag detection system based on infrared temperature measurement* // Optik. – 2014. – Vol. 125, No. 3. – P. 1412–1416.

## **DEVELOPMENT OF THE METHOD OF EARLY RECOGNITION OF THE SLAG OF THE STEEL LADLE OF THE CONTINUOUS CASTING MACHINE**

**Dmitry Poleshenko**, Stary Oskol technological institute n.a. A.A. Ugarov (branch) NUST «MISIS», Stary Oskol, Cand.Sc., assistant professor (po-dima@yandex.ru).

**Artyom Korenev**, Stary Oskol technological institute n.a. A.A. Ugarov (branch) NUST «MISIS», Stary Oskol, master's student (korenev01@mail.ru).

*Abstract: The article deals with the problem of early recognition of the slag of the steel casting ladle of a continuous casting machine. In this paper, the vibration method of slag recognition was investigated, since it is the most informative. A number of methods were tested for analyzing the vibration acceleration signal of the protective tube manipulator for timely cutting off of slag and preventing it from entering the intermediate bucket, such as averaging it using a moving average filter, entropy calculation, construction of the signal spectrum envelope, as well as the power spectrum envelope. The analysis of the results of the approbation showed that not all methods can be applied to solve this problem. The highest efficiency, equal to 93 percent, was provided by an approach based on the analysis of the power spectrum of the vibration acceleration signal. In addition, in this paper, a neural network method for detecting anomalies in the vibration acceleration signal using various autoencoder architectures is considered and tested. This approach was tested on both "synthetic data", where it confirmed its efficiency in detecting anomalies, and on real data, where an accuracy of 73 percent was achieved. Further research will be aimed at a more thorough elaboration of this method.*

**Keywords:** continuous casting of steel, signal averaging, entropy calculation, signal spectrum envelope, power spectrum envelope, neural network method.

УДК 658.562.3 + 004.021

ББК 30.607

DOI: 10.25728/ubs.2024.107.07

*Статья представлена к публикации членом редакционной коллегии С.Л. Подвальным.*

*Поступила в редакцию 31.10.2023.*

*Опубликована 31.01.2024.*