

УДК 622.73

Н.С. Прядко, Т.М. Буланая, Л.Ж. Горобец,
В.Л. Баранов, Е.В. Воронюк, Р.А. Гавриленко

АНАЛИЗ ИНФОРМАТИВНЫХ АКУСТИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ПРИ МОДЕЛИРОВАНИИ ПРОЦЕССА СТРУЙНОГО ИЗМЕЛЬЧЕНИЯ

Проведено моделирование процесса струйного измельчения, которое включало анализ акустических данных с помощью множественной логистической регрессии в виде нейронной сети с предварительным преобразованием амплитудных и частотных составляющих. Разработан программный комплекс и проведена проверка модели на адекватность с помощью ROC анализа.

Струйное измельчение, логистическая регрессия, ROC анализ.

Процесс измельчения широко применяется в химико-фармацевтической, строительной, металлургической, горно-обогатительной области промышленности. Измельчение представляет собой процесс механического деления твердых тел на части при столкновении их во встречных струях большой скорости. Эффективность процесса струйного измельчения при одинаковых технологических параметрах зависит от наполненности струй материалом. В ИТМ НАНУ и НКАУ совместно с НГУ (Днепропетровск) проводится акустоэмиссионный мониторинг процесса струйного измельчения, разработан аппаратный и экспериментальный комплекс [1], установлена взаимосвязь технологических, режимных и акустических параметров процесса [2-3], разрабатываются научные основы повышения эффективности струйного измельчения. На основе многочисленных экспериментальных работ создана база данных, включающая технологические параметры (давление и температура энергоносителя, режим классификации и загрузки материала) режимные показатели и записи акустических сигналов процесса измельчения различных сыпучих материалов. Разрабатывается информационная технология процесса струйного измельчения [4].

© Прядко Н.С., Буланая Т.М., Горобец Л.Ж.,
Баранов В.Л., Воронюк Е.В., Гавриленко Р.А., 2011

Цель работы – разработать гибкое программное обеспечение, которое позволит описывать процесс измельчения различных сыпучих материалов на основе созданной базы данных АС.

Для этого используются данные акустоэмиссионного мониторинга, которые представляют собой записи акустоэмиссионных сигналов (АС) зоны измельчения и сигналов, записываемых на выходе готового продукта измельчения [1].

Сигналы регистрируются, преобразуются в цифровой вид аналого-цифровым преобразователем АЦП Е-440, а затем передаются на ЭВМ. Для первичной обработки используется программный комплекс Power Graph 3.8, позволяющий осуществлять мониторинг данных, выбирать произвольный набор каналов для регистрации, частоту регистрации, производить цифровую обработку данных в режиме реального времени, хранить, импортировать и экспортировать данные, осуществлять визуализацию и редактирование данных.

Особенность создания базы данных акустических сигналов мониторинга процесса измельчения заключается в выделении классов записанных сигналов по материалам, технологическим режимам и режимам загрузки струй материалом. Это классификация необходима для создания базы эталонов сигналов соответствующих кластеров. Определив границы этих классов можно добиться достаточно точной работы системы распознавания принадлежности полученного сигнала к какому-либо классу эталонов, что ведет к определению соответствующего режима измельчения и дальнейшего управления процессом.

В ходе создания модели процесса газоструйного измельчения необходимо было решить несколько задач:

- проанализировать амплитудную и частотные составляющие сигналов с шумами и без них;
- выделить и проанализировать информативные частоты;
- сравнить параметры акустических сигналов при различных режимах наполнения струй материалом;

Моделирование процесса струйного измельчения включает несколько этапов: создание базы данных технологических и акустических параметров процесса; преобразование данных по методу Фурье; нормирование данных для использования в нейронных сетях;

обучение нейронных сетей; выделение информативных секторов разбиения; проверка модели на адекватность.

Главными алгоритмическими компонентами при создании модели процесса измельчения являются акустические преобразования и нейронные сети.

Сигналы, рассмотренные за определенный интервал (0,01сек) раскладываются в ряд Фурье, полученные данные передаются в другие алгоритмические компоненты. На рис. 1 представлены амплитудно-частотные характеристики эталонов сигналов измельчения шлака и песка для трех характерных классов режимов загрузки струй материалом: а – начальная загрузка, б – рабочий режим, в – разгрузка ($\approx 10\%$ загрузки струй материалом).

После обработки сигналов программой Power Graph на основе метода Фурье множество Ω состоит из набора векторов входных параметров $x_i = \{x_{i,j} | j=1,2,\dots,n\}$ - частот, где $n = 514$ - количество входных параметров. Каждый вектор x_i отвечает определенному классу или группе классов из множества Θ . Каждому x_i поставим в соответствие $y_i = \{y_{i,l} | l=1,2,\dots,m\}$, где $m = 2$ - количество классов (в нашем случае 2 класса: 1- пустая мельница; 2 - полная).

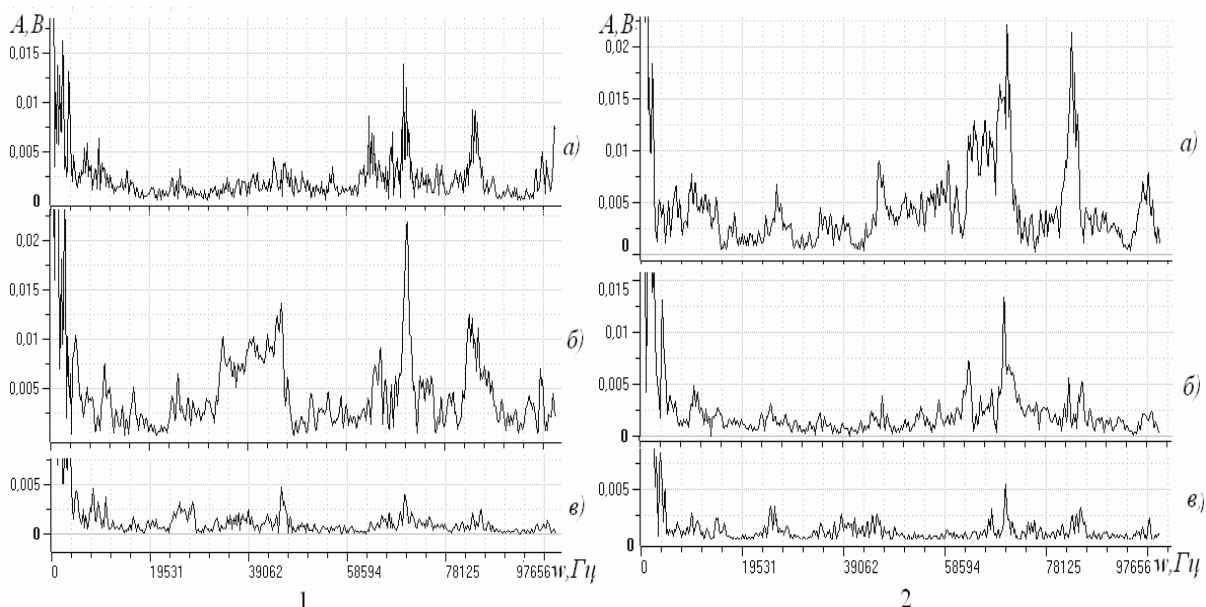


Рис. 1 - Амплитудно-частотные характеристики акустических сигналов процесса измельчения шлака(1) и песка (2).

Пусть k - количество входных векторов множества, тогда множество учебных пар находится в строках матрицы

$$L_{i,j} = \begin{cases} x_{i,j}, & \text{при } 1 \leq j \leq n \\ y_{i,j-n}, & \text{при } n+1 \leq j \leq n+m \end{cases}$$

Далее необходимо провести нормирование входных данных и перейти к построению нейронной сети. Для каждого класса строится логистическая регрессия [6], которую можно представить в виде однослойной нейронной сети (рис. 2), состоящей из нейронов, имеющих сигмоидальную функцию активации.

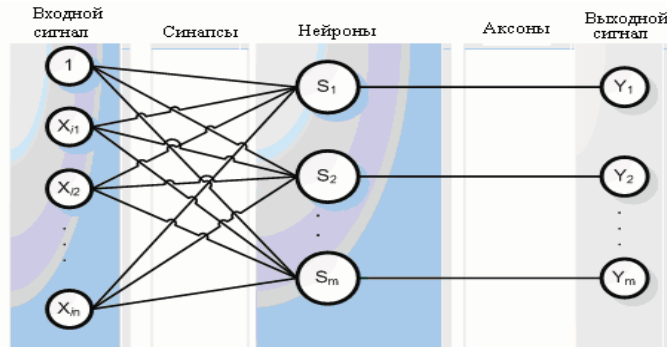


Рис.2 - Множественная логистическая регрессия в виде нейронной сети

Далее для обучения нейронной сети используется метод обратного распространения погрешности. Система была обучена и протестирована на селективной выборке процесса струйного измельчения. Поиск частот, по которым следует определять состояние процесса струйного измельчения, является особенно важным. С помощью ROC-анализа проводится оценка адекватности модели, подсчитываются пороги отсечения $\text{bestBound}[l]$, где $l = 1, 2, \dots, m$. Предварительно определяется шаг смещения границы во время анализа ROC-кривых. Для объекта, который необходимо классифицировать, на основании уравнений логистической регрессии подсчитываются значение $y_l (l = 1, \dots, m)$. Если $y_l < \text{bestBound}[l]$, то объект не принадлежит j , поэтому класс и значения y_j исключаются из дальнейшего рассмотрения. Такой подход использовался при определении наполненности струй материалом и необходимости загрузки материала в мельницу.

Проведенная обработка данных мониторинга процесса измельчения шлака по описанной методике позволил выявить информативные частоты: $w \approx 70 \text{кГц}$, что подтверждается экспериментальными данными (рис. 1). Проведен анализ на адекватность полученных моделей:

- модели, рассматривающей все классы частот ($w \leq 100 \text{кГц}$);

- модели, построенной на выбранном диапазоне информативных частот ($69 \text{ кГц} \leq w \leq 72 \text{ кГц}$, классы $355 \leq i \leq 370$).

В последнем случае обучение нейронов осуществилось значительно быстрее, и показатели специфичности – выше, что говорит о правильности распознавания состояния разгрузки мельницы (рис. 3).

ROC анализ								
Всего угадано								
модель по всем частотам								
Класс	TP	TN	FP	FN	SE	SP	Порог	
класс 0.0 -...	19	61	10	24	0.4419	0.8592	0.4034	
класс 1.0 -...	60	37	6	11	0.8451	0.8605	0.496	
модель по информативным частотам								
Класс	TP	TN	FP	FN	SE	SP	Порог	
класс 0.0 -...	6	71	4	43	0.0	0.9641	0.0279	
класс 1.0 -...	60	37	6	11	0.8451	0.8605	0.4776	

Рис.3 - Результаты ROC анализа двух моделей

При этом, разработанный алгоритм позволяет получить аналитический вид множественной логистической регрессии. Реализация описанного подхода в целом является поддержкой принятия решения (ППР) по управлению процессом измельчения, а именно, загрузкой струй материалом.

Выводы

Информационная технология на базе нейронной сети вида множественной логистической регрессии позволяет определить информационную значимость частот измельчения для двух состояний мельницы: режим измельчения и режим ожидания (пустая мельница). Согласно полученным результатам установлено, что качество модели, построенной для состояния пустой мельницы по отобранным информативным частотам улучшилось на 11% (по всем частотам составила 85%, по информативным частотам 96%). Отобранные показатели с максимальной информативностью целесообразно использовать для контроля эффективности процесса измельчения. Качество и адекватность результатов моделирования процесса исследовано на репрезентативной контрольной выборке.

По результатам проведенных исследований можно утверждать о применимости разработанной методики определения информативных параметров процесса измельчения и на ее основе создания информационной технологии процесса струйного измельчения,

позволяющей принимать решения по повышению эффективности и качества струйного измельчения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Прядко Н. С. Анализ качества продукта струйного измельчения на основе акустического мониторинга / Н. С. Прядко // Техническая механика. – 2010. – № 2. – С. 81 – 86.
2. Пилов П. И. О механизме разрушения частиц при струйном измельчении / П. И. Пилов, Л. Ж. Горобец, Н. С. Прядко // ЗКК НГУ. – Днепропетровск. – 2010. – № 43(84). – С. 43 – 53.
3. Характеристики дисперсности продуктов струйного измельчения / Л. Ж. Горобец, Н. С. Прядко, В. П. Краснопер, Л. А. Цыбулько, П. А. Бакум // ЗКК НГУ. – Днепропетровск. – 2010. – № 41 – 42 (81). – С. 110 – 121.
4. Информационная технология получения тонкодисперсных материалов струйным измельчением / Н. С. Прядко, Т. М. Буланая, Л. Ж. Горобец, Ю. Г. Соболевская, Н. П. Сироткина // Системные технологии: региональный межвузовский сборник научных трудов. – Днепропетровск. – 2010. – Вып. 3(58). – С. 40 – 46.
5. Research of acoustic monitoring regularities in a jet grinding process / P. I. Pilov, L. J. Gorobets, N. S. Pryadko // Archives of Mining Sciences, Polish Academy of Sciences. – 2009. – Vol. 54 (2009), № 4. – P. 841 – 848.
6. <http://www.basegroup.ru/library/analysis/regression/logistic>.