

# ИННОВАЦИОННЫЙ МЕТОД ДИАГНОСТИКИ ПРИВОДОВ ПРОКАТНЫХ СТАНОВ НА ОСНОВЕ ДИНАМИЧЕСКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

## INNOVATIVE METHODS OF DIAGNOSIS ROLLING MILL DRIVE-BASED DYNAMIC NEURAL NETWORKS

А.В. Кожевников  
ФГБОУ ВПО «Череповецкий государственный университет»,  
г. Череповец, Россия  
[kojevnikovav@chsu.ru](mailto:kojevnikovav@chsu.ru)

### Abstract

*We present a method of diagnostics of technical state of electric rolling mills in the steel industry, on the basis of the analysis of parameters of current, voltage, speed, and control tasks using a recurrent artificial neural network. The method enhances the accuracy and reliability of diagnosing fault conditions of the electric equipment in operation in the early stages of the non-observed and their occurrence, which prevents sudden emergency stop motor and can significantly reduce repair costs.*

В металлургической промышленности автоматизированный электрический привод применяется в подавляющем большинстве установок и технологических комплексов. До 60% потребляемой металлургическими предприятиями электроэнергии приходится на электроприводную технику.

Особые требования в металлургии предъявляются к автоматизированным электроприводам листовых непрерывных прокатных станов. Там традиционно применяются электропривода постоянного тока с независимым возбуждением, имеющие хорошие эксплуатационные показатели в условиях динамических нагрузок и способные обеспечить плавное регулирование скоростей в широких диапазонах.

Существующие системы автоматического управления электроприводами непрерывных листовых прокатных станов способны оперативно обнаруживать и локализовать возникновение аварийных ситуаций. К таким ситуациям можно отнести неполадки в преобразовательной технике, электродвигателях или механической части. Однако обнаружение неисправности системой автоматики часто происходит на той стадии, когда разрушения значительны и требуют существенных ремонтов.

Такие предвестники неполадок как: колебательный характер скорости, ухудшение качества переходных процессов, старение подшипниковых узлов или механических передач не фиксируются датчиками в начальной стадии. Обнаружить их в настоящее время могут только квалифицированные специалисты, используя соответствующие приборы и аналитические экспертные методы. Они анализируют совокупность признаков в работе оборудования по данным с различных приборов и способны оценить всю динамику процессов.

Другое решение состоит в модернизации оборудования, приобретении оборудования, способного к интеллектуальной обработке информации. Но подобное оборудование имеет высокую стоимость и переход всего парка электроприводов на подобные системы невозможен.

В вышеприведенной ситуации целесообразным выглядит разработка относительно недорогих

и универсальных технических решений, способных производить диагностику состояния электропривода прокатных станов, в постоянном режиме оценивая динамику работы клетей.

Задачей проведенных исследований на кафедре Электроэнергетики и электротехники Череповецкого государственного университета являлось создание более эффективного и универсального метода диагностики электроприводов, позволяющего производить оценку технического состояния электропривода в работе на ранней стадии развития дефектов, предупреждая внезапные остановки и снижая затраты на ремонт.

Технический результат состоит в повышении точности и надежности диагностирования с уменьшением вычислительных затрат на оценку состояния электропривода, за счет применения рекуррентной нейронной сети в качестве основного инструмента анализа состояния электропривода.

Указанный результат достигается тем, что перед эксплуатацией конкретного электропривода, предварительно производится построение его динамической нейросетевой модели, использование которой в дальнейшем позволяет произвести анализ состояния электропривода в работе и удаленно.

Данный метод диагностики позволяет произвести анализ состояния электропривода в работе и удаленно.

Сущность метода заключается в том, что с определенным интервалом времени производится замер тока, напряжения, скорости и управляющего задания электропривода, преобразование параметров в цифровую форму и передача в персональный компьютер для обработки. Программно реализованная и обученная на конкретном электроприводе перед его эксплуатацией рекуррентная нейронная сеть воспроизводит динамику параметров электропривода, после чего производится сравнение результата динамики нейросетевой модели с реальной динамикой электропривода. В неисправном электроприводе возникает отклонение динамики  $El(t)$  его параметров от модели  $M(t)$  и рассчитывается функция рассогласования динамики во времени  $Err(t)$ .

$$Err(t) = M(t) - El(t);$$

По характеру динамики  $Err(t)$  производится оценка технического состояния и прогноз ресурса электропривода.

При рассмотрении электропривода как динамического объекта, описываемого вектором входных данных, вектором внутреннего состояния и вектором выходных данных можно получить его модель, применив для идентификации рекуррентную искусственную нейронную. Нейронная сеть, имея достаточное количество обучающих примеров, может быть обучена для воспроизведения динамики объекта согласно теореме об универсальной аппроксимации. Ключевым условием является наличие обратных связей, что позволяет запоминать последовательности сигналов.

Структура нейросетевой модели представлена на Рис.1.

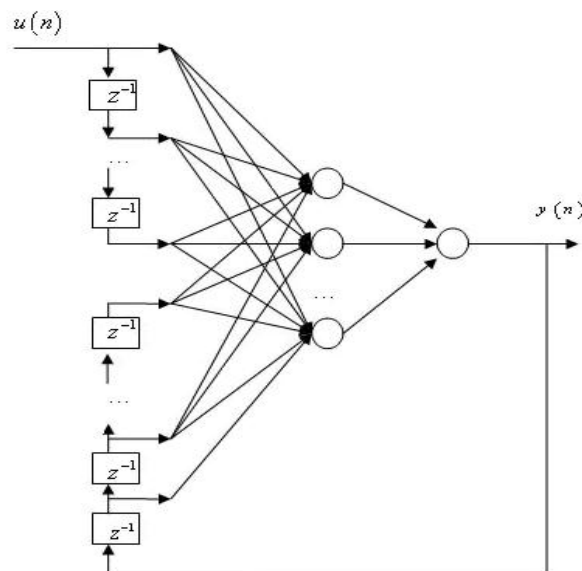


Рис. 1 – Структура нейросетевой модели объекта

Обобщенная модель имеет следующее форму:

$$\bar{y}(n+1) = \varphi(\bar{y}(n), \dots, \bar{y}(n-q+1), \bar{u}(n), \dots, \bar{u}(n-q+1)),$$

где  $\bar{y}(n)$  – выходной вектор,  $\bar{u}(n)$  – входной вектор,  $n$  – дискретный момент времени,  $q$  – порядок системы.

В настоящее время не существует точного способа определения необходимого числа нейронов, достаточного для оптимальной идентификации объекта по критериям точности отображения и экономии вычислительных ресурсов. Экспериментальным путем было установлено оптимальное применение нейронной сети для идентификации электропривода [1].

Для сбора информации и осуществления диагностики применяется технический комплекс, включающий: датчик скорости (ДС), датчик тока (ДТ), датчик напряжения (ДН), измерительно-

вычислительный комплекс (ИВК) и персональный компьютер (ПК).

На первом этапе производится идентификация электропривода. Для получения полной информации электропривод запускается во всех режимах работы, в которых в последующем будет эксплуатироваться. При этом производится запись в память ИВК в работе параметров тока с ДТ, напряжения с ДН, скорости с ДС и управляющего задания электропривода, которое формируется самим ИВК.

После съема данных ИВК приводит их к цифровому виду и производит фильтрацию сигналов скорости  $W$ , тока  $I$  и напряжения  $U$  для устранения шумов методом сглаживания по нескольким точкам.

$$W(t) = \frac{\sum_{j=-k}^k W(t+j)}{2*k+1}, \quad I(t) = \frac{\sum_{j=-k}^k I(t+j)}{2*k+1}, \quad U(t) = \frac{\sum_{j=-k}^k U(t+j)}{2*k+1}$$

где  $k$  – число точек, которые участвуют в сглаживании сигналов.

После подготовки данных ИВК передает их в ПК для построения модели. Специальное программное обеспечение осуществляет построение нейросетевой модели (рис.1) для идентификации и обучает модель на полученном от ИВК множестве данных. Часть данных резервируется для проверки обученной модели на адекватность отображения динамики.

После завершения стадии обучения модели система диагностики может производить вычисле-

ния в фоновом режиме, оценивая степень совпадения вектора динамики параметров модели с динамикой параметров электропривода. При этом постоянно вычисляется значение расхождения динамики  $Err(t)$  [2], формируя функцию во времени за период  $t$ , также ведется расчет интегральной оценки расхождения динамики  $IErr$  и скорости

$$\text{изменения расхождения } \frac{dErr}{dt} :$$

$$Err(t) = M(t) - El(t); IErr = \sum_{t=0}^N Err(t); \frac{dErr}{dt} = \frac{Err(t_n) - Err(t_{n-1})}{t_n - t_{n-1}};$$

$$P = (P_1, P_2, \dots, P_n);$$

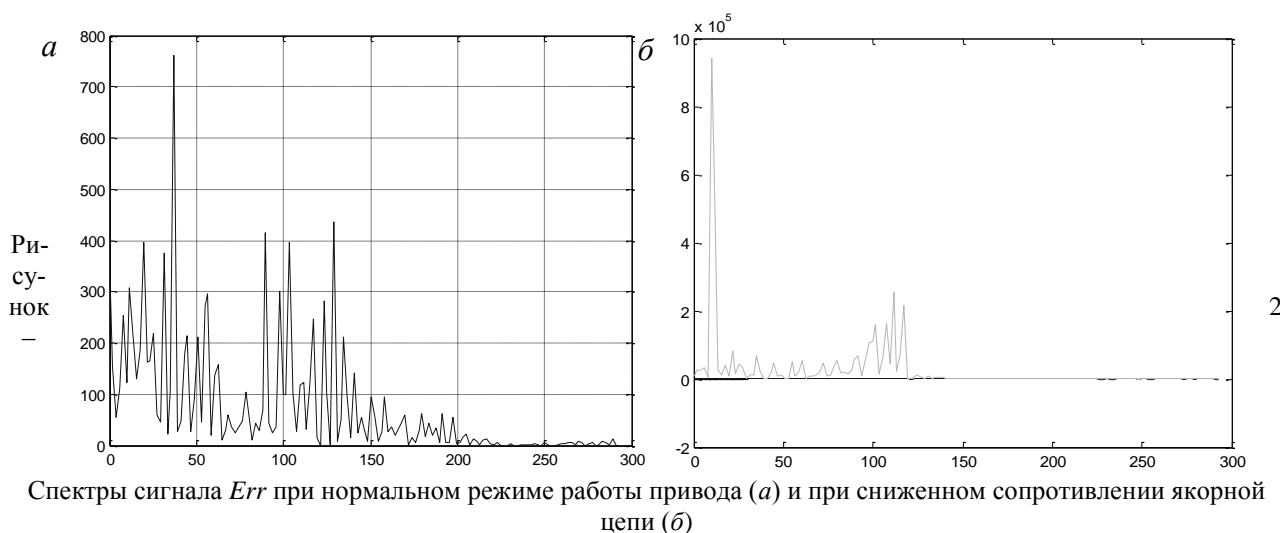
Так как нейросетевая модель имеет некоторую погрешность, то на стадии начальной идентификации вводятся допуски функции  $\Delta Err(t)$  и ее интегральной оценки  $\Delta IErr$ , которые принимаются за нормальное состояние.

После вычисления  $Err(t)$ ,  $IErr$  и  $\frac{dErr}{dt}$

по их совокупности за определенный промежуток времени  $t$  производится анализ состояния электропривода путем сопоставления с эталонными, заранее полученными моделями для разного типа дефектов электропривода и приводного механизма. При этом вычисляется массив коэффициентов принадлежности к каждому типу дефекта  $P$ :

Таким образом, предлагаемая система работает в двух режимах: режиме обучения модели и режиме диагностики.

Реализация данного метода иллюстративно представлена на рисунке 2, на нем видно, что при изменении одной из характеристик привода (снижении сопротивления якорной цепи) спектры сигналов ошибки динамики  $Err$  существенно отличаются по форме и амплитуде. Причем на фоне спектра со сниженным сопротивлением, спектр нормального состояния почти не виден.



Разработанный метод диагностики не требует существенных капитальных затрат и высокой квалификации обслуживающего персонала для внедрения и эксплуатации. При этом она может быть реализована как в виде дополнительного блока, работающего в фоновом режиме, так и в виде дополнительного кода в программном обеспечении имеющихся контроллеров. Применение нового метода диагностики может быть расширено и применено к различным типам электроприводов металлургического производства.

#### Список литературы

1. Волков В.Н., Кожевников А.В. Нейросетевая идентификация электропривода постоянного тока // Современные научные исследования и инновации. – Апрель, 2013. Режим доступа: <http://web.snauka.ru/issues/2013/04/23648>.
2. Кожевников А.В. Диагностирование приводов прокатных станов с помощью нейросетевой оценки // Металлургические процессы и оборудование. – №3(33). Сентябрь 2013 г. – С.54-60.