

# Оценка технического состояния локомотивных асинхронных тяговых электродвигателей с использованием нейронных сетей



**А. В. Грищенко,**  
д. т. н., профессор, профессор кафедры «Локомотивы и локомотивное хозяйство» ФГБОУ ВО «Петербургский государственный университет путей сообщения Императора Александра I» (ПГУПС)



**О. Р. Хамидов,**  
к. т. н., докторант кафедры «Локомотивы и локомотивное хозяйство» ПГУПС

При создании современных диагностических устройств и программно-аппаратных комплексов для железнодорожного транспорта необходимо использовать искусственные нейронные сети – мощное средство, отвечающее требованиям достоверного и точного выявления неисправностей и повреждений.

Безопасность эксплуатации локомотивов, представляющая собой одну из ключевых проблем железнодорожного транспорта, во многом зависит от надежности работы локомотивных асинхронных тяговых электродвигателей (АТЭД), что обеспечивается целым комплексом мероприятий, в частности диагностикой технического состояния АТЭД. Высокие требования к безопасности и недостаточное финансирование железных дорог ставят в ряд первоочередных задач вопросы повышения надежности, эффективности и долговечности используемого в подвижном составе электромеханического оборудования, прежде всего локомотивного АТЭД. Для выхода из сложившейся ситуации необходимы разработка и внедрение на всех основных этапах жизненного цикла тягового электропривода автоматизированных систем диагностики. Это связано с тем, что качество работы АТЭД в значительной степени зависит от тех систем диагностики, которые используются при его изготовлении, ремонте и эксплуатации. Существуют-

щие системы диагностики ориентированы только на работу со статическими и установившимися параметрами или переменными, которые в фиксированные моменты времени характеризуют текущее техническое состояние сложных объектов. Но для электромеханического оборудования подвижного состава обязателен контроль изменяющихся диагностических параметров. Таким образом, создание интеллектуальных систем диагностики, способных осуществлять обработку изменяющихся параметров, – весьма актуальная задача. В связи с этим разработана интеллектуальная иерархическая структура на основе нейронных сетей (НС), позволяющая контролировать статические и динамические характеристики АТЭД. В частности, разработанную НС можно применять для контроля перекоса фаз, определения короткого замыкания и обрыва фаз [1, 3, 4].

## Современный локомотивный асинхронный тяговый электродвигатель как сложный технический объект мониторинга

Известно, что локомотивные АТЭД достаточно надежны. Однако в процессе эксплуатации могут возникать повреждения элементов двигателя, что приводит к преждевременному выходу его из строя. В производстве внезапный выход из строя АТЭД может привести к непоправимым последствиям. Очень важно выявлять любой дефект на самой ранней стадии, исключая риск возникновения серьезных повреждений АТЭД.

Приведем достоинства локомотивного АТЭД:

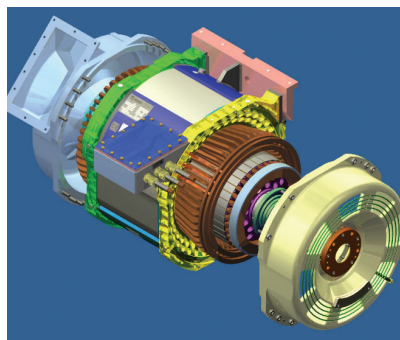
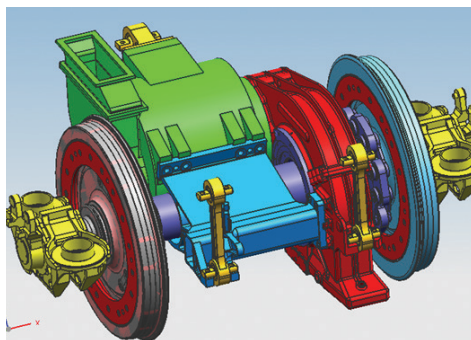


Рис. 1. 3D-модели асинхронного тягового электродвигателя с короткозамкнутым ротором современных электровозов O'Z-Y

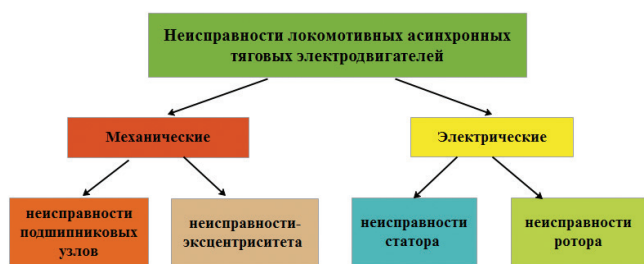


Рис. 2. Классификация неисправностей асинхронных тяговых электродвигателей

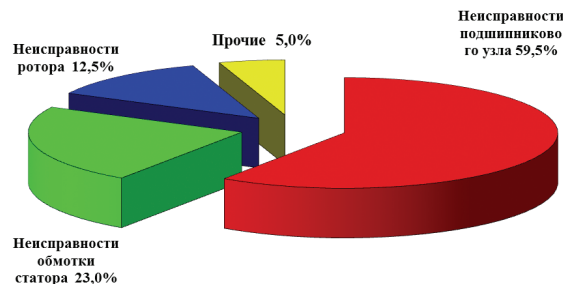


Рис. 3. Распределение неисправностей локомотивного асинхронного тягового электродвигателя

- увеличенная мощность при одинаковых габаритах с двигателем постоянного тока;
- увеличенный срок службы;
- повышенная надежность, сниженная стоимость жизненного цикла;
- возможность электрического рекуперативно-реостатного торможения до остановки;
- увеличение весовой нормы поезда.

На рис. 1 показаны 3D-модели современного локомотивного АТЭД.

Из анализа существующих зарубежных и отечественных подходов [2, 3, 5] следует, что современные системы мониторинга и управления эксплуатацией локомотивных АТЭД многоуровневые, причем нередко уровни мало связаны между собой. Практика автономного проектирования подсистем приводит к тому, что на тех или иных уровнях управления используются различные методики и стандарты. В отсутствие единого метрологического и информационного сопровождения требуются значительные вычислительные ресурсы, поэтому данная проблема эффективно решается путем информационной «увязки» различных уровней диагностического обеспечения и управления.

Система технической диагностики должна включать в себя регулярный мониторинг технического состояния локомотивных АТЭД, поиск дефектов, повреждений, определение степени опасности дефектов и оценку остаточного ресурса оборудования [2, 9]. Поэтому диагностика технического состояния локомотивного АТЭД представляет собой весьма актуальную задачу для железнодорожного транспорта. На рис. 2 представлена классификация неисправностей АТЭД.

Для того чтобы оценить техническое состояние АТЭД, необходимо выявить его неисправности, которые подразделяются на внутренние и наружные [2, 4, 8]. К наружным дефектам и неисправностям локомотивных АТЭД относят обрыв одного и нескольких кабелей, ухудшение условий

вентиляции и загрязнение вентиляционных каналов, ослабление крепления болтов корпуса и др. [5].

Внутренние неисправности локомотивных АТЭД делят на механические и электрические [2, 4–6]. Механические неисправности включают следующие:

- деформация или поломка вала ротора;
- обрыв или сползание проволочных бандажей роторов;
- ослабление болтов крепления;
- ослабление крепления обмоток статора;
- ослабление крепления стержней ротора;
- дисбаланс ротора;
- несоосность вала;
- повреждения подшипниковых узлов;
- нарушение работы подшипниковых узлов;
- отказы подшипников;
- трещины или повышенные износы подшипниковых щитов;
- попадание посторонних предметов и отложение пыли, грязи в подвижных элементах и т. д.

К электрическим неисправностям относят следующие [2, 3, 5, 6, 8]:

- обрыв стержней в беличьей клетке ротора;
- межвитковые замыкания в обмотке статора;
- перегрузка или перегрев обмотки статора;
- обрывы в обмотках статора;
- пробой изоляции на корпус;
- старение или механические повреждения изоляции;
- увлажнение или сильное загрязнение изоляции обмотки статора;
- неравномерный воздушный зазор (эксцентриситет) между ротором и статором;
- обрыв в одной фазе сети;
- неправильное соединение обмоток статора;

- короткое замыкание обмотки статора;
- нарушение контактов и разрушение соединений, выполненных пайкой или сваркой.

На рис. 3 показано распределение неисправностей АТЭД с короткозамкнутым ротором.

### Структура искусственных нейронных сетей

Нейронная сеть — это набор нейронов, каждый из них представляет собой модель биологической нервной клетки и имеет так называемые дендриты, синапсы и аксоны (рис. 4). Дендриты идут от тела нервной клетки к другим нейронам, где они принимают сигналы в точках соединения (синапсах). Принятые синапсом входные сигналы подводятся к телу нейрона. Здесь они суммируются, причем одни входы стремятся возбудить нейрон, другие — воспрепятствовать его возбуждению. Когда суммарное возбуждение превышает некоторый порог, нейрон возбуждается, посылая по аксону сигнал другим нейронам. У такой основной функциональной схемы много исключений, но большей частью искусственные нейронные сети (ИНС) моделируют лишь эти простые свойства.

Сейчас появляется все больше интеллектуальных систем управления асинхронными электродвигателями, в которых решаются задачи адаптации, самообучения, самонастройки [2, 4, 7]. Поэтому основная задача таких систем управления — идентификация параметров АТЭД. Искусственные нейронные сети строятся по принципам организации и функционирования их биологических прототипов, которые способны решать широкий круг задач распознавания образов, идентификации, прогнозирования, оптимизации управления сложными объектами. Повышение производительности компьютеров все в большей мере связывают с ИНС, в частности с нейрокомпьютерами

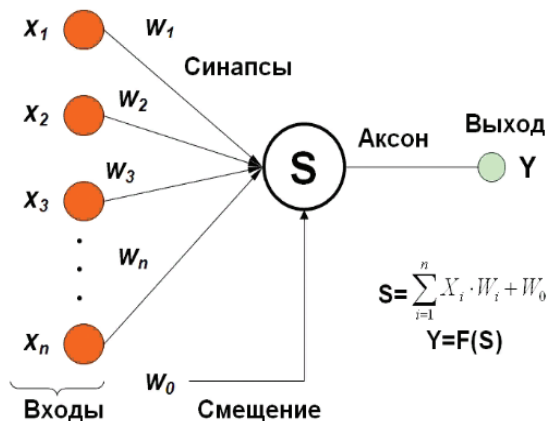


Рис. 4. Структура искусственного нейрона

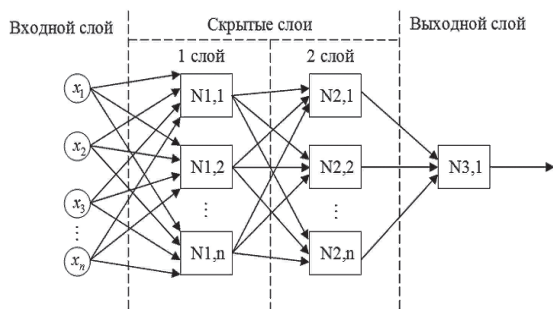


Рис. 5. Структура трехслойной сети прямого распространения

[2, 3, 8, 9]. На рис. 5 приведена структура трехслойной сети прямого распространения.

Математическую модель нейрона можно описать следующим образом:

$$S = \sum_{i=1}^N X_i \cdot W_i + W_0;$$

$$Y = F(S),$$

где  $X_1, X_2, \dots, X_N$  – входные сигналы нейрона;  $W_1, W_2, \dots, W_N$  – синаптические веса нейронов;  $W_0$  – сдвиг;  $F(S)$  – активационная функция;  $Y$  – выходной сигнал нейрона.

В зависимости от количества слоев ИНС можно разделить на два больших класса: однослойные и многослойные. Приведем преимущества использования аппарата ИНС:

- способность к самообучению, что избавляет от необходимости использования сложного математического аппарата, традиционно применяемого при исследовании влияния стохастического нагружения на работу локомотивных АТЭД;
- решение указанных задач возможно в режиме реального времени за счет высокой скорости работы ИНС;
- вследствие многообразия связей в НС ее надежная работа возможна даже при повреждении некоторых из них;

- в процессе работы НС способна самообучаться в соответствии с изменяющимися в процессе эксплуатации АТЭД параметрами;
- параллельная работа множества простых вычислительных устройств приводит к эффекту быстрого действия, высокая помехозащищенность и отказоустойчивость НС и простая структура отдельных нейронов позволяют использовать новые физические принципы обработки информации для аппаратных реализаций НС.

Кроме того, ИНС способны решать плохо формализуемые традиционными математическими методами задачи, к числу которых относятся идентификация локомотивного АТЭД как объекта диагностирования и классификация его функционального состояния на основании диагностических признаков. На рис. 6 показана организация контроля технического состояния локомотивного АТЭД.

**Обучение нейронной сети**

Чтобы при решении конкретной задачи использовать ИНС прямого распространения, ее необходимо предварительно «обучить». Для этого на вход НС подаются определенные значения, а на выходе снимаются результирующие и сравниваются

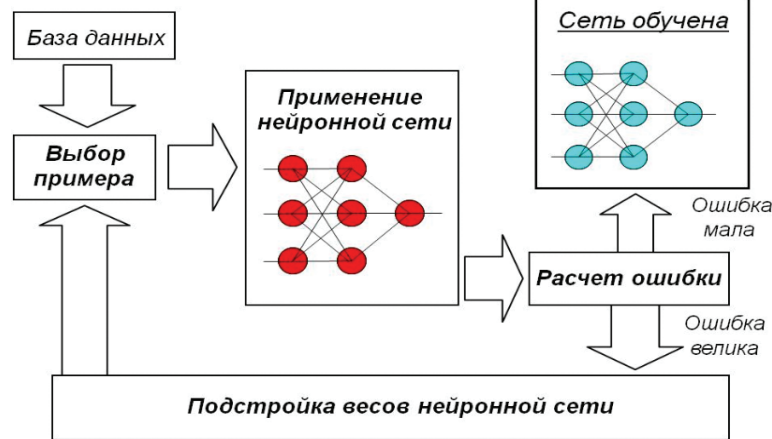


Рис. 6. Общая схема обучения нейронной сети

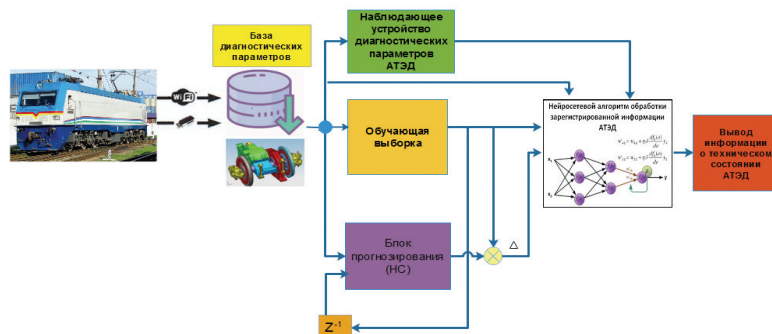


Рис. 7. Организация контроля технического состояния локомотивного асинхронного тягового электродвигателя

с теми величинами, которые должны совпадать с заданными значениями. Если выходные значения НС отличаются от требуемых величин, то выполняют оптимизацию весов НС с помощью одного из математических алгоритмов до тех пор, пока не будет достигнута заданная точность соответствия значений. После этого НС можно считать обученной (рис. 6).

**Организация контроля технического состояния локомотивного асинхронного тягового электродвигателя**

Основные задачи диагностики локомотивных АТЭД – определение текущего состояния и прогнозирование изменения технического состояния локомотивных АТЭД в зависимости от наработки [1, 2, 5]. Для решения этих задач могут быть использованы модели, различные по методам построения и применения, в частности модели с использованием ИНС для оценки технического состояния АТЭД.

Для диагностики состояния локомотивного АТЭД необходимо создание ИНС (включающее выбор ее типа и архитектуры), входными значениями которой являются функциональные параметры АТЭД, зарегистрированные датчиками, а выходными – параметры, определя-

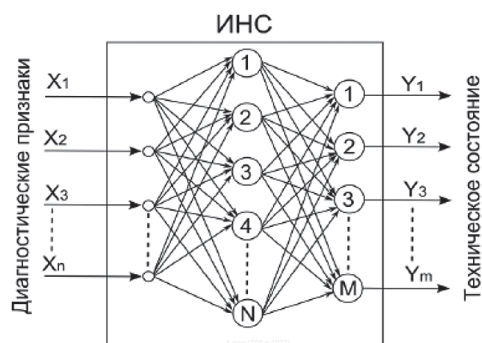


Рис. 8. Нейросетевая модель для оценки технического состояния локомотивного асинхронного электродвигателя в среде программы Statistica Automated Neural Networks

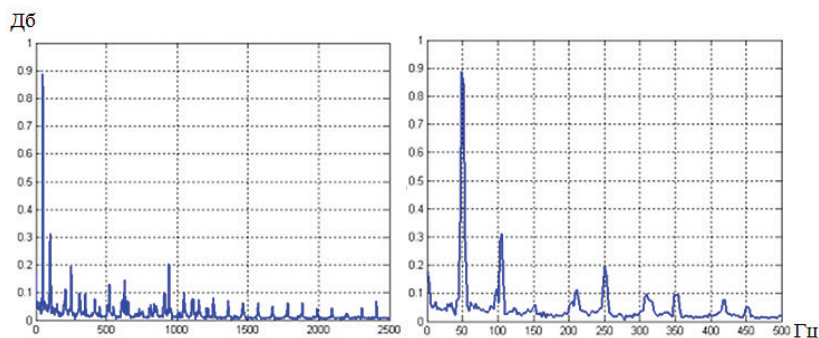


Рис. 9. Спектр изменения технического состояния асинхронных тяговых электродвигателей

ющие состояние локомотивного АТЭД, с возможностью самообучения и коррекции параметров в процессе эксплуатации конкретного двигателя (рис. 7). Иными словами, нужно выполнить следующее:

- создание обучающей выборки для НС на основе статической информации о функциональных параметрах АТЭД на всех режимах работы, а также наиболее вероятных отказах из опыта эксплуатации (для эксплуатируемых АТЭД) или по результатам стендовых испытаний (для вновь разрабатываемых или модернизируемых АТЭД);

- обучение НС с использованием обучающей выборки и проверку адекватности и корректности созданной и обученной НС, моделируя режимы работы и отказы АТЭД, не вошедшие в обучающую выборку, а также аппаратную реализацию созданной НС в электронных микросхемах, интегрированных в систему автоматического управления локомотивными двигателями.

Для создания полной обучающей выборки тестовых и тренировочных данных для НС необходим предварительный сбор параметров локомотивного АТЭД с короткозамкнутым ротором с учетом широкого диапазона спектра его технических состояний. Результаты измерений накапливаются в базе данных испытаний в течение длительного времени, поэтому применение НС позволяет проанализировать всю совокупность значений. Для того чтобы определить возможности НС, был выбран один диагностический параметр — вибрация подшипникового узла локомотивного АТЭД. Значения этого достаточно информативного параметра определяются в течение всего времени эксплуатации локомотивного АТЭД.

Сейчас широко используются математические модели НС. Из других моделей НС наиболее часто применяются рекуррентные сети Хопфилда и самоорганизу-

ющиеся сети Кохонена. Прямоугольники представляют собой тела нейронов, исходящие и входящие стрелки — дендриты, а точки, в которые стрелки заходят, и точки, из которых стрелки исходят, — соответственно синапсы и аксоны (рис. 7). Круги на рисунке — условные входы нейронов, распределяющие входящие значения по всем нейронам сети. В математической модели нейрона все входящие стрелки имеют веса (синаптические веса нейронов  $W_1 \dots W_2$  см. на рис. 4), а на выходе обычно вычисляется нелинейная функция от средней суммы этих синаптических весов с некоторыми дополнительными арифметическими действиями [2–4, 8].

Помимо выбора алгоритмов обработки сигнала и определения способа диагностики АТЭД необходимо разработать аппаратную часть [4, 8, 9] программно-аппаратного диагностического комплекса (рис. 8).

Нейронные сети дают возможность эффективно определять причину и виды повреждения АТЭД, работать с зашумленными данными без применения промежуточных электронных фильтров от помех или фильтрации математическими методами, а также адаптироваться к конкретному типу электродвигателя. Кроме того, ИНС широко используются в задачах прогнозирования [1, 3, 7, 9]. На рис. 9 показан спектр изменения технического состояния АТЭД.

Задача диагностирования с применением НС сводится к выбору типа сети, определению параметров архитектуры и ее обучению.

Таким образом, можно заключить, что для создания диагностических устройств и программно-аппаратных комплексов весьма желательно использовать ИНС. Они представляют собой мощное средство распознавания и прогнозирования сигналов, а их способность к обучению дает возможность разрабатывать адаптивные

системы защиты и диагностики локомотивных АТЭД. Применение нейросетевых технологий для оперативного контроля, коррекции объемов плановых видов ремонта, а также оценки технического состояния оборудования локомотивов имеет хорошие перспективы. ■

#### Литература

1. Грищенко А. В., Грачев В. В., Бабков Ю. В. и др. Аппарат искусственных нейронных сетей для диагностики современного локомотива // Локомотив. 2012. № 7. С. 36–40.
2. Хамидов О. Р., Касымов О. Т. Разработка методики комплексного диагностирования асинхронного тягового электродвигателя подвижного состава железнодорожного транспорта // Матер. конф. ГНИИ «Нацразвитие»: сб. избр. статей. — СПб., 2017. С. 32–39.
3. Агунов А. В., Грищенко А. В., Кручек В. А. и др. Использование нейро-нечетких диагностических моделей при оценке технического состояния электрооборудования тепловоза // Электротехника. — СПб., 2017. № 10. С. 14–18.
4. Хамидов О. Р., Панченко М. Н. Математическая модель вибровозмущающих сил локомотивного асинхронного электродвигателя // Изв. Петерб. ун-та путей сообщения. 2013. № 4 (37). С. 60–67.
5. Хамидов О. Р., Касымов О. Т. Оценка технического состояния асинхронных тяговых электродвигателей электровозов серии «UZ-EL» средствами вибродиагностики // Матер. конф. ГНИИ «Нацразвитие»: сб. избр. статей. — СПб., 2017. С. 13–19.
6. Хамидов О. Р., Грищенко А. В. Вибродиагностика повреждения подшипников качения локомотивных асинхронных электродвигателей // Матер. VIII междунауч.-техн. конф. «Подвижной состав XXI века: идеи, требования, проекты». — СПб., 2013. С. 174–176.
7. Бабокин Г. И., Шпрехер Д. М. Применение нейронных сетей для диагностики электромеханических систем // НИ-РХТУ. Горный инф.-аналит. бюллетень. — М., 2011. С. 132–139.
8. Kanika G., Arunpreet K. A review on fault diagnosis of induction motor using artificial neural networks // Int. J. Sci. Res. 2014. Vol. 3. Is. 7. P. 680–684.
9. Qi Y., Shen C., Wang D. et al. Stacked sparse autoencoder-based deep network for fault diagnosis of rotating machinery // IEEE Access. 2017. № 5. P. 15066–15079.