

В.Д. ДМИТРИЕНКО, д-р техн. наук, проф. НТУ “ХПИ”,
В.И. НОСКОВ, канд. техн. наук, гл. конструктор ГП “Электротряжмаш”,
М.В. ЛИПЧАНСКИЙ, НТУ “ХПИ”,
А.Ю. ЗАКОВОРОТНЫЙ, НТУ “ХПИ”

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОПТИМАЛЬНЫХ РЕЖИМОВ ВЕДЕНИЯ ДИЗЕЛЬ-ПОЕЗДА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННОЙ СЕТИ АРТ

Розглянуто питання побудови і використання нейронних мереж, які інформують машиніста про режим ведення дизель-потяга, що приводить до економії енергоресурсів у значних обсягах. На основі експериментальних даних визначені основні області значень параметрів, що контролюються. Запропоновано рекомендації з впровадження нейронної мережі, що ідентифікує в системи контролю і діагностики електропередачі рухомого складу.

The questions of the building and usage neural networks, informing machinist on optimum mode of control diesel-train that brings about spare power resource in significant volume are considered. On base experimental are given the main areas of importance controlled parameter are determined. The recommendations on introduction identifying neural network in systems of the checking and diagnostics of the electro transmission of the rolling stock are offered.

Постановка проблемы. Оптимизация режимов функционирования энергетических установок локомотивов и дизель-поездов позволяет экономить значительные энергоресурсы, а также уменьшает отрицательное воздействие на окружающую среду тягового подвижного состава. При движении дизель-поезда или локомотива из одного пункта в другой одно и то же расстояние может быть пройдено за различное время в зависимости от стратегии управления машиниста и внешних факторов. Как следствие этого, количество затраченного топлива также будет существенно отличаться. В реальных условиях время движения состава по участку пути определено графиком движения, а влияние внешних факторов незначительно по сравнению с выбранным машинистом режимом управления. Анализ реальных поездов разных машинистов по одному и тому же участку пути с примерно одинаковыми составами показывает существенное различие в затратах энергоресурсов. В связи с этим на основе современных компьютерных и информационных технологий целесообразна разработка новых вычислительных устройств, помогающих машинисту оптимизировать режимы ведения тягового подвижного состава.

Анализ последних исследований и публикаций. Несмотря на то, что проблемами оптимизации режимов управления тяговым подвижным составом занимаются десятки лет как в Украине, так и за ее пределами [1 – 7], до конца эти проблемы не решены и всегда возникают при создании новой техники.

При отладке первых украинских дизель-поездов с тяговым асинхронным приводом был поднят вопрос об экономичности этапа разгона. Анализ реальных данных, снятых при помощи информационной системы в одинаковых условиях, однако, при управлении разными машинистами, позволил среди множества различных стратегий управления дизель-поездом выделить пять основных, которые представлены в таблице.

Таблица

Время разгона (с) дизель-поезда до заданной скорости в различных режимах

Вид разгона	Разгон до скорости, км/ч			
	20	40	60	80
Быстрый	Меньше 14 с	Меньше 30 с	Меньше 56 с	Меньше 99 с
Ускоренный	[14, 23]	[30, 45]	[56, 75]	[99, 119]
Номинальный	[23, 31]	[45, 57]	[75, 93]	[119, 141]
Замедленный	(31, 49]	(57, 82]	(93, 121]	(141, 174]
Медленный	Больше 49 с	Больше 82 с	Больше 121 с	Больше 174 с

Множество различных стратегий управления разгоном дизель-поезда до заданной скорости связано с определенными последовательностями переключений позиций $N_{км}$ контроллера машиниста и временем нахождения на каждой позиции. Последовательность набора позиций при быстром, номинальном и медленном разгоне дизель-поезда, а также соответствующие им скорость V и удельный расход энергии Q при разгоне до 60 км/ч приведены на рис. 1 – 3.

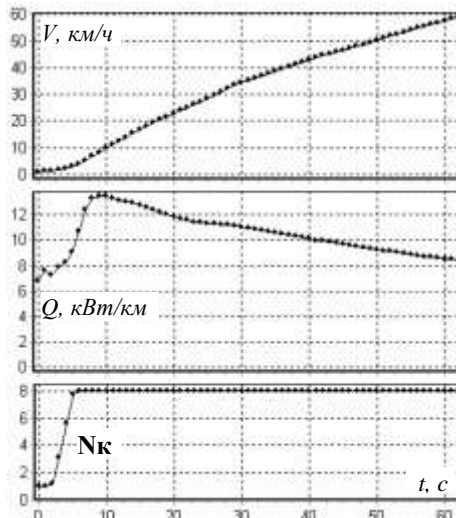


Рис. 1. Быстрый разгон до 60 км/ч

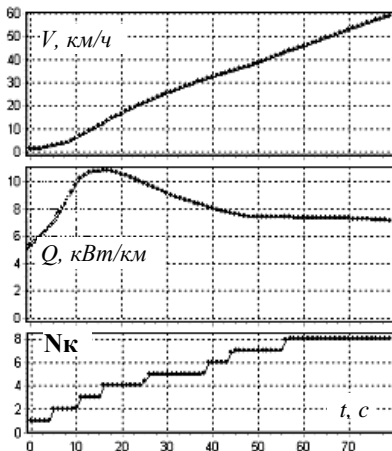


Рис. 2. Оптимальный разгон до 60 км/ч

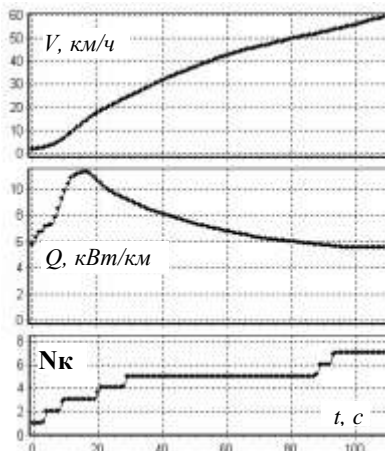


Рис. 3. Замедленный разгон до 60 км/ч

Анализ переходных процессов на рис. 1 – 3 показывает, что чем быстрее происходит разгон дизель-поезда, тем больше расход энергии на преодоление одного и того же расстояния. Так как позиция контроллера машиниста является уставкой мощности дизель-генераторной установки, а ускорение поезда является функцией мощности и скорости, то необходимо определить режимы, при которых вырабатываемая мощность будет оптимальной для обеспечения требуемого графика движения.

Целью статьи является разработка подсистемы поддержки принятия решений машинистом для обеспечения оптимальных режимов разгона дизель-поезда с тяговым асинхронным приводом.

Основной раздел. Обеспечение машинистом оптимального режима разгона дизель-поезда невозможно без оперативной идентификации текущей ситуации. Для решения задачи идентификации текущего режима функционирования электрооборудования дизель-поезда с целью информирования машиниста о режиме движения предлагается использование дискретной нейронной сети адаптивной резонансной теории (АРТ-1) (рис. 4). При помощи нейронной сети производится сопоставление входных процессов с процессами известных классов, которые получены на этапе обучения сети и хранятся в весах ее связей. Если параметр сходства входного изображения с одним из известных изображений превышает заданный порог, то можно с достаточной точностью определить тип текущего процесса.

Базовая архитектура сети (рис. 4) состоит из входного слоя S -элементов, который принимает изображения и передает полученную информацию

нейронам интерфейсного Z -слоя и управляющим нейронам G_1 , G_2 и R . С помощью нейрона R определяется параметр сходства [8 – 11]. Элементы интерфейсного слоя Z_i ($i = 1, \dots, n$) связаны с элементами Y_j ($j = 1, \dots, m$) распознающего слоя взвешенными связями W_{ij}^1 и W_{ji}^2 . Слой Y является слоем соревнующихся нейронов, в котором каждый элемент Y_j ($j = 1, \dots, m$) может находиться в одном из трех состояний: активном, неактивном, заторможенном. В результате распознавания входного изображения активным остается только один нейрон распознающего слоя. Элементы G_1 и G_2 используются для обеспечения управления нейронами Z - и Y -слоев.

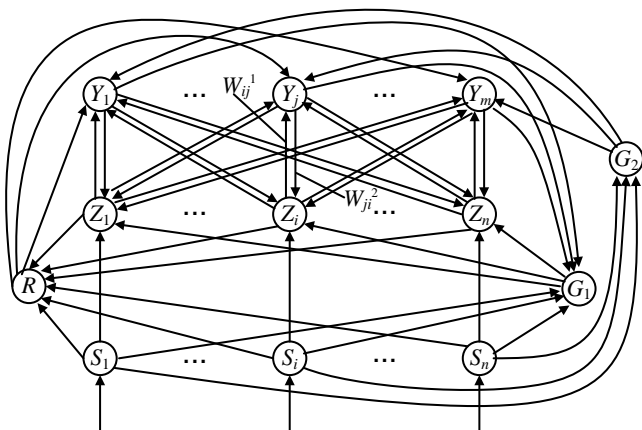


Рис. 4. Архитектура нейронной сети АРТ-1

Нейронная сеть (рис. 4) ориентирована на работу с бинарными изображениями. Все связи нейронов являются бинарными за исключением весов связей W_{ij}^1 между интерфейсными Z и распознающими Y нейронами. Связи от входного слоя S -нейронов к нейронам R , G_1 , G_2 и Z -слоя, а также от нейронов G_1 , G_2 и R к нейронам слоев Z и Y являются возбуждающими, а сигналы, которые передаются от интерфейсных Z -нейронов к R -нейрону и от распознающих Y -нейронов к нейрону G_1 являются тормозящими. Каждый элемент в интерфейсном и распознающем слое имеет по три источника входных сигналов, например, произвольный нейрон Y -слоя получает сигналы от R -нейрона, от элементов Z -слоя и от нейрона G_2 . Выходной сигнал нейрона интерфейсного или распознающего слоя определяется по “правилу два из трех”, то есть для перевода нейрона в активное состояние требуется наличие на его входах возбуждающих сигналов минимум из двух различных источников.

При распознавании различных процессов разгона дизель-поезда с помощью нейронной сети АРТ-1 (рис. 4) выяснилось, что при изменении

вида разгона в процессе движения, либо нахождении входного изображения на границе двух соседних изображений происходит снижение коэффициента сходства для обеих соседних зон, в результате чего не определяется ни один из видов разгона. Для распознавания подобных режимов разгона предлагается ввести дополнительный H -слой управляющих нейронов (рис. 5). Нейроны H -слоя имеют структуру цепи и предназначены для блокирования входных нейронов S -слоя по следующему алгоритму: в случае, когда входное изображение не резонирует ни с одним из известных изображений, то есть в Y -слое все нейроны заторможены, активизируется первый нейрон H -слоя, блокирующий часть поля входных нейронов слоя S , которое содержит информацию о начальном участке идентифицируемых процессов. Если и после блокирования первой части входных нейронов распознать входное изображение не удастся, то активизируется следующий нейрон слоя H и блокируется дополнительная часть входных нейронов. Цикл активизации дополнительных нейронов H -слоя продолжается до тех пор, пока либо не появится активный нейрон в Y -слое, то есть процесс разгона будет распознан по какой-то его последней части, либо будет заблокирована максимально допустимая часть входных нейронов. Блокирование части поля входных нейронов дает возможность не использовать начальные точки переходного процесса. Таким образом, устраняется отрицательное воздействие накопленной предыстории, когда наблюдались колебания между зонами, и определение режима работы производится только по текущему состоянию системы.

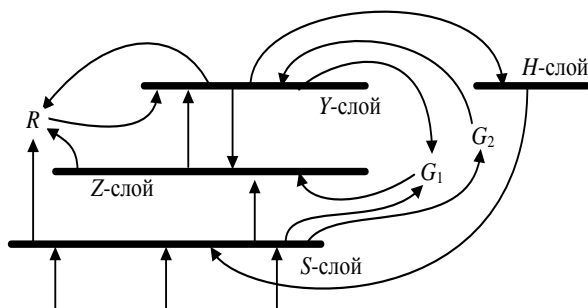


Рис. 5. Архитектура нейронной сети с дополнительным H -слоем

Обучение нейронной сети производится по обучающим черно-белым изображениям (рис. 6), содержащих зоны изменения следующих переменных: скорости (V), мощности (P), удельного расхода энергии (Q), номера позиции (N_{KM}) контроллера машиниста.

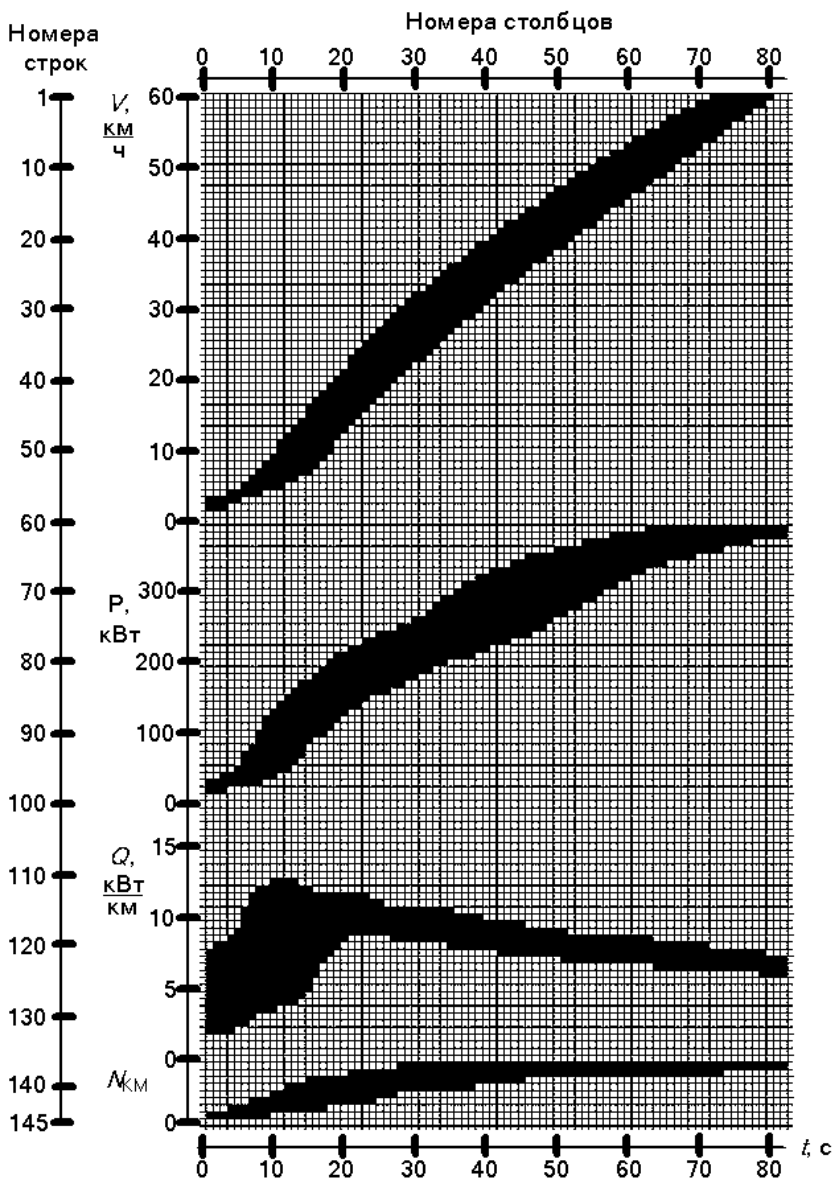


Рис. 6. Зоны сигналов оптимального разгона до 60 км/ч

Данные зоны получены в результате обработки реальных данных, снятых при испытаниях дизель-поезда ДЭЛ-02. Число строк и столбцов поля

чувствительных S -нейронов определяется точностью представления входной информации, максимальными значениями переменных V , P , Q , $N_{\text{км}}$ и максимальным временем разгона дизель-поезда. На рис. 6 каждый нейрон (точка входного изображения) по оси времени соответствует одной секунде. Для скорости (V) одна точка (один нейрон) соответствует 1 км/ч, для мощности (P) – 10 кВт, для удельного расхода энергии (Q) – 0,5 кВт/км, а для номера позиции контроллера машиниста – одна позиция. Размер каждой зоны определяется допустимыми значениями соответствующих переменных для данного режима разгона. С помощью нейронной сети были запомнены зоны основных стратегий управления разгоном дизель-поезда до скоростей 20, 30, ..., 90 км/ч. Эксперименты на математических моделях подтвердили возможность разработки системы поддержки принятия решений на основе модифицированной нейронной сети адаптивной резонансной теории.

Выводы. Предложена новая модификация дискретной нейронной сети адаптивной резонансной теории. На основе этой сети и результатов обработки экспериментальных данных разработан метод идентификации динамических режимов разгона дизель-поезда, позволяющий реализовать подсистему поддержки принятия решений машинистом для обеспечения оптимальных режимов разгона дизель-поезда

Следующим шагом по использованию нейронных сетей в системах управления дизель-поездами является реализация алгоритмов оптимального автоведения с учетом требуемого режима движения.

Список литературы: 1. *Walrave M., Ellwanger G.* Hochgeschwindigkeitsverkehr in Europa // ETR – Eisenbahntechnische Rundschau. – 1995. – №10. – С. 136 – 142. 2. *Squiblin M.* Die technische Harmonisierung des europäischen Hochgeschwindigkeitsnetzes // Schienen der Welt. – 1991. – №11. – С. 32 – 37. 3. *Носков В.И., Дмитриенко В.Д., Запоровский Н.И., Леонов С.Ю.* Моделирование и оптимизации систем управления и контроля локомотивов. – Харьков: ХФИ “Транспорт Украины”, 2003. – 248 с. 4. *Костромин А.М.* Об оптимальном управлении тепловозом // Оптимизация управления и повышение эффективности работы локомотивов. Труды Белорус. ин-та инж. ж.-д. трансп. – Гомель. – 1984. – С. 42 – 49. 5. *Исаев И.П.* Асинхронный привод электропоездов // Железнодорожный транспорт. – 1987. – №1. – С. 43 – 45. 6. *Петров Ю.П.* Синтез устойчивых систем управления, оптимальных по среднеквадратичным критериям качества (обзор) // Автоматика и телемеханика. – 1983. – №7. – С. 15 – 24. 7. *Панасюк А.М., Шмаков А.С.* Оптимальное частотное управление асинхронным двигателем с учетом электромагнитных процессов в нормированных переменных // Автоматика и вычислительная техника. Выпуск 15. Респ. межвед. сборник. – Минск: Высшейшая школа, 1986. – С. 28 – 30. 8. *Дмитриенко В.Д., Корсунов Н.И.* Основы теории нейронных сетей. – Белгород: БИИММАП, 2001. – 159 с. 9. *Руденко О.Г., Бодянский Е.В.* Основы теории искусственных нейронных сетей. – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2002. – 317 с. 10. *Оссовский С.* Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с. 11. *Fausett L.* Fundamentals of Neural Networks. Architectures, Algorithms and Applications. – New Jersey: Prentice Hall International, Inc., 1994. – 461 p.

Поступила в редакцию 25.09.2004