

ТРАНСПОРТ

УДК 004.94 + 656.078.13 + 338.47:656

А. В. Химченко, канд. техн. наук, Н. И. Мищенко, д-р техн. наук

Автомобильно-дорожный институт

ГОУВПО «Донецкий национальный технический университет»

СОСТАВЛЕНИЕ ЕЗДОВОГО ЦИКЛА АВТОМОБИЛЯ ПУТЕМ АППРОКСИМАЦИИ ОТФИЛЬТРОВАННЫХ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Предложен метод составления ездовых циклов для определения интегральных показателей движения автомобиля. Метод основан на применении нейронных сетей для аппроксимации экспериментальных данных. Проведенные расчетно-теоретические исследования применения нейронных сетей показали, что оптимальное количество нейронов в скрытом слое сети зависит от количества участков в ездовом цикле и находится в пределах 2–4 на один участок или переход. Такие нейронные сети хорошо аппроксимируют ездовой цикл и имеют сравнительную погрешность при определении интегральных показателей цикла не более 0,005 %. Данный метод может быть альтернативой стендовым и дорожным испытаниям, а также может являться дополнением к дорожным испытаниям с упрощенной методикой проведения.

Ключевые слова: составление ездового цикла автомобиля, интегральные показатели движения, аппроксимирующие нейронные сети, оптимизация параметров сети

Введение

Объективное нормирование расхода топлива на автомобильном транспорте является важным экономическим и социальным фактором, влияющим на работу предприятий, эксплуатирующих автомобили. В настоящее время в Донецкой Народной Республике нормирование осуществляется на основе инструкции, которая, в начальный период становления законодательные базы республики, была разработана на основе аналогичного документа Украины. Этот документ имеет целый ряд недостатков, которые были проанализированы и показаны ранее [1–2]. Но основным можно считать отсутствие определенности в отношении точки отсчета – базового расхода топлива. В нормативных документах Российской Федерации понятие базового расхода топлива четко определено [3, 4] – это расход топлива в определенных ездовых циклах [4].

Расход топлива в ездовом цикле может определяться либо заездами на треке, либо расчетным путем, но на основании характеристик двигателя, которые могут быть получены только экспериментально. Оба метода в Донецкой Народной Республике не реализуемы из-за отсутствия материально-технической базы.

Современный уровень развития вычислительной техники, средств измерения и микропроцессорной техники позволяет разработать другие расчетно-экспериментальные методы для определения расхода топлива автомобиля, обладающее не меньшей точностью.

Так как ездовые циклы включают в себя реальные режимы движения автомобиля, сбор данных о режиме движения может позволить получить соответствующие точки на кривой ездового цикла. Из этих точек может быть составлен реальный ездовой цикл конкретного автомобиля, то есть зависимости различных показателей от времени движения.

Наличие зависимости часового расхода топлива от времени движения $G_T = f(t)$ позволит определить общий расход топлива в ездовом цикле

$$G_{\text{Ц}} = \int_0^{t_{\text{Ц}}} G_{\text{T}}(t) dt. \quad (1)$$

Фактический путь, который проходит автомобиль в течение ездового цикла, может несколько отличаться от теоретического из-за наличия допусков по скорости и времени. Конечно же, при наличии реальной зависимости скорости от времени $v_a = f(t)$ пройденный путь можно будет легко определить

$$S_{\text{Ц}} = \int_0^{t_{\text{Ц}}} v_a(t) dt. \quad (2)$$

При наличии расхода топлива в ездовом цикле и пути, пройденного в течение этого цикла, определение путевого расхода не составит труда. Вопрос исключительно в наличии зависимости часового расхода топлива и реальной скорости автомобиля. Эти зависимости могут быть получены аппроксимацией из экспериментальных данных.

Как показано в [5], из массива данных, снимаемых с автомобиля в процессе эксплуатации, можно выбрать группы данных, соответствующих определенным режимам ездового цикла. В зависимости от типа цикла, естественно, необходимо использовать различные фильтры. Алгоритм их написания в среде Simulink и технология обработки данных были отработаны авторами и показали высокую точность и хорошую производительность.

При качественной аппроксимации экспериментальных данных можно составить зависимости реального изменения отдельных показателей во время мнимого усредненного ездового цикла. Условно назовем такой метод «методом составления ездового цикла», который является методом моделирования на основе аппроксимации экспериментальных данных. Цикл, полученный таким методом, будем называть «составленным».

Составленный ездовой цикл определяется по усредненным показателям из массива данных, соответствующих отдельным точкам, с учетом допустимых нормативными документами отклонений.

Целью данного исследования был поиск рационального метода аппроксимации отобранных экспериментальных данных для составления ездового цикла.

Предварительный анализ методов аппроксимации

При проведении данного исследования в качестве тестового ездового цикла был принят упрощенный одиночный городской ездовой цикл в соответствии с правилами ЕЭК ООН 83. Упрощения заключались в отсутствии времени на переключение передач и постоянстве ускорений на участках разгона и замедления. Данные упрощения уменьшили предварительный объем работ и усугубили особенности реального ездового цикла. В чем же заключаются, на наш взгляд, эти особенности, влияющие на качество аппроксимации?

Европейский ездовой цикл имеет отдельные участки, на которых изменение скорости описано линейным законом. Плавные переходы между этими участками отсутствуют. Они соединяются под определенными углами, что невозможно в реальности. Фактически допуски по времени и скорости дают возможность плавно изменять режим движения. Естественно, ускорение тоже не будет постоянным, а будет меняться в определенных границах. Только группа участков, на которых автомобиль находится в неподвижном состоянии, может быть четко аппроксимирована линейной зависимостью. На других же участках цикла предварительно определить вид функции для аппроксимации невозможно. Это же касается и участков движения с постоянной скоростью. Фактически водитель при испытаниях тоже не может повторить идеально ездовой цикл. Ему важно оставаться в пределах допустимых параметров движения.

При рассмотрении аппроксимации кусочно-заданной функцией проблема может возникнуть в точках перехода с одного участка на другой. Если не согласовывать аппроксими-

рующие функции так, чтобы их первая производная была одинакова в точке соединения, то в местах перелома она стремится к бесконечности.

Кроме того, аппроксимация должна проводиться на каждом отдельном участке и автоматизировать этот процесс будет достаточно сложно.

Использование интерполяции также выглядит нецелесообразным по следующим причинам. *Во-первых*, функции интерполяции проходят через конкретные точки, а, следовательно, данные придется дополнительно обрабатывать. Минимальная дополнительная обработка отфильтрованных данных будет предполагать получение среднего значения описываемой величины, а функция интерполяции обязательно пройдет через это значение. Так как данное значение не является истиной, а всего лишь оценкой математического ожидания, то прохождение зависимости через эту точку не обязательно, а иногда даже нецелесообразно. Это может привести к неоправданным колебаниям описываемой зависимости. *Во-вторых*, при отсутствии данных на отдельных участках могут возникать необоснованные всплески функции интерполяции. Особенно такое наблюдается в местах быстрого изменения дифференциала функции. *В-третьих*, дальнейшее использование функции интерполяции для дифференциального и интегрального исчисления непроизводительно. Подобные функции для прогнозирования значения в любой отдельной точке используют весь массив исходных данных, что существенно увеличивает время вычислений. Особенно это будет сказываться при работе с большими массивами данных.

Указанными недостатками не обладают аппроксимирующие нейронные сети. При разном количестве нейронов в скрытом слое нейронная сеть может описывать любую зависимость с разной степенью сглаживания. Оптимальное количество нейронов может быть определено в зависимости от количества данных и количества участков в ездовом цикле.

Нейронная сеть, выступающая в качестве аппроксимирующей функции, как правило, достаточно хорошо описывает резкие переходы и всплески функции и позволяет применять методы численного интегрирования.

В связи с вышеизложенным было принято решение использовать для аппроксимации нейронные сети.

Составление ездового цикла с помощью аппроксимирующей нейронной сети

Для оценки возможности качественной аппроксимации использовались данные, полученные с помощью генератора случайных чисел и отфильтрованные с помощью Simulink [5].

Следует заметить, что фильтром оценивалась принадлежность каждой группы данных не к одной точке цикла, а к нескольким с учетом допустимых отклонений по скорости и ускорению. В результате обработки 10000 групп было получено более 60000 групп, отвечающих соответствующим точкам цикла (рисунок 1). Это связано с тем, что режимы движения автомобиля в ездовом цикле повторяются.

При создании и обучении нейронной сети использовался Neural Fitting Toolbox applications: одно из приложений, входящих в состав Matlab. Схема нейронной сети показана на рисунке 2.

При проведении численных экспериментов обучались нейронные сети с количеством нейронов N в скрытом слое от 10 до 1950. Нейронная сеть должна была аппроксимировать данные по скорости в зависимости от времени.

Обучение проводилось доступными алгоритмами: Левенберга–Марквардта [6], Байесовской регуляризации [7] и масштабированного сопряженного градиента [8].

Отметим сразу, что в нашем исследовании алгоритм Левенберга–Марквардта, в отличие от результатов других исследователей [9], показал себя наиболее быстрым и достаточно точным. Обучение с помощью алгоритма Байесовской регуляризации требовало значительных затрат времени и прекращалось по окончании допуска по количеству эпох. В нашем случае это было 1000. При этом точность оставалась та же. Составленные ездовые циклы

тоже были достаточно близки и обладали аналогичными недостатками. Алгоритм масштабированного сопряженного градиента при большом количестве нейронов даже за 1000 эпох не справлялся с поставленной задачей.

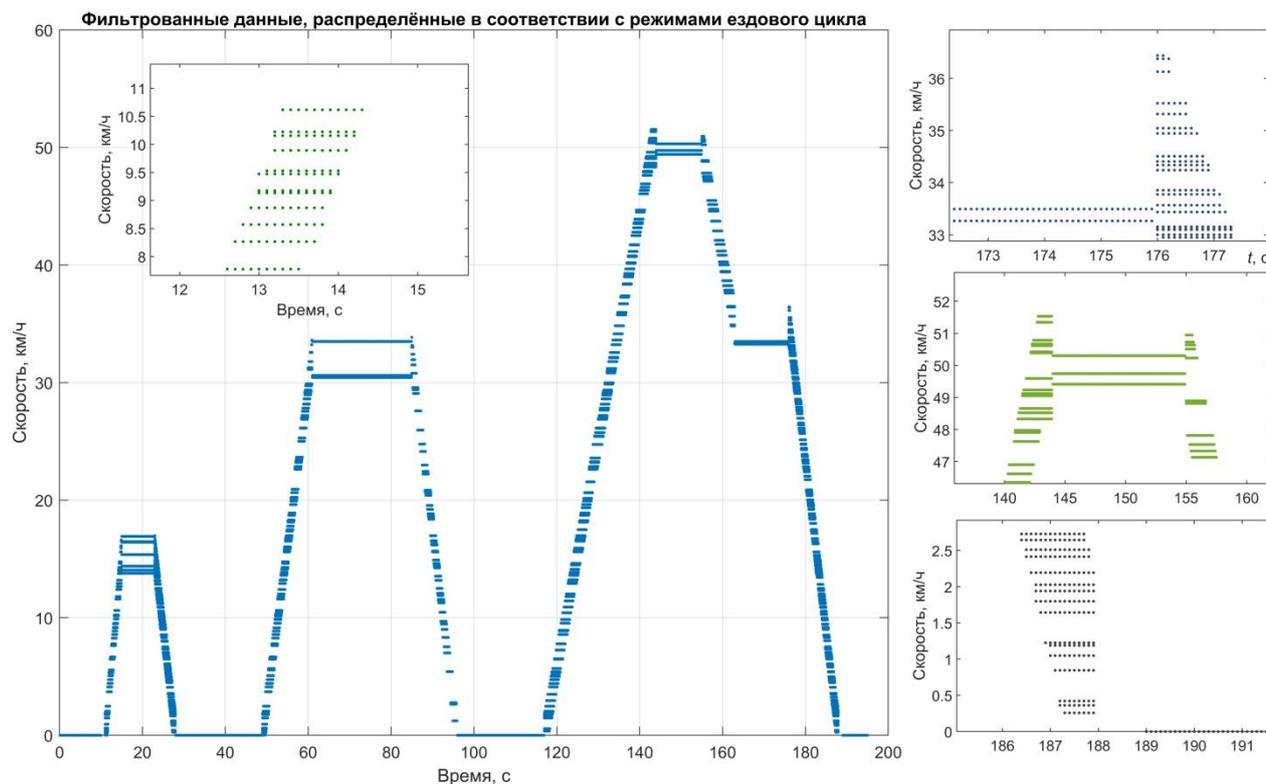


Рисунок 1 – Данные, распределенные в соответствии с режимами ездового цикла

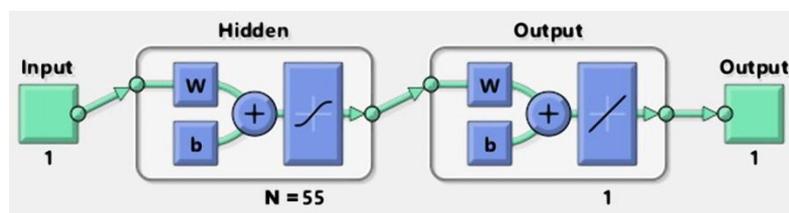


Рисунок 2 – Схема аппроксимирующей нейронной сети

При обучении обращалось внимание на следующие ключевые моменты и численные результаты:

- статистическую оценку точности аппроксимации в виде коэффициента корреляции целей и выходов нейронной сети;
- время обучения и автоматическую остановку при переобучении сети;
- количество эпох обучения;
- фактическое сглаживание экспериментальных данных и плавность полученной кривой.

Поиск рационального размера нейронной сети

В процессе эксперимента было обучено 9 нейронных сетей, аппроксимирующих скорость движения автомобиля по ездовому циклу. Количество нейронов изначально выбиралось произвольно, опираясь на гипотезу о связи оптимального числа нейронов с количеством участков и количеством переходов на графике ездового цикла. Так появилась сеть с количеством нейронов 84. Для проверки влияния увеличения числа нейронов была создана сеть в

195 нейронов – по количеству секунд в цикле, и в 1950 нейронов. Последняя сеть обучалась несколько часов, что, на наш взгляд, неприемлемо долго для такой задачи. График представлял слишком зашумленную кривую и не на каких участках не попадал в ограничения по ездовому циклу. Поэтому в дальнейшем данная сеть не рассматривалась.

Количество нейронов в других сетях определялось, исходя из необходимости получения достаточного количества точек в зоне оптимизации.

Обращает на себя внимание, что в зависимости от количества нейронов в скрытом слое точность обучения сети и скорость обучения, выраженная в эпохах (рисунок 3), показывают достаточно близкий результат.

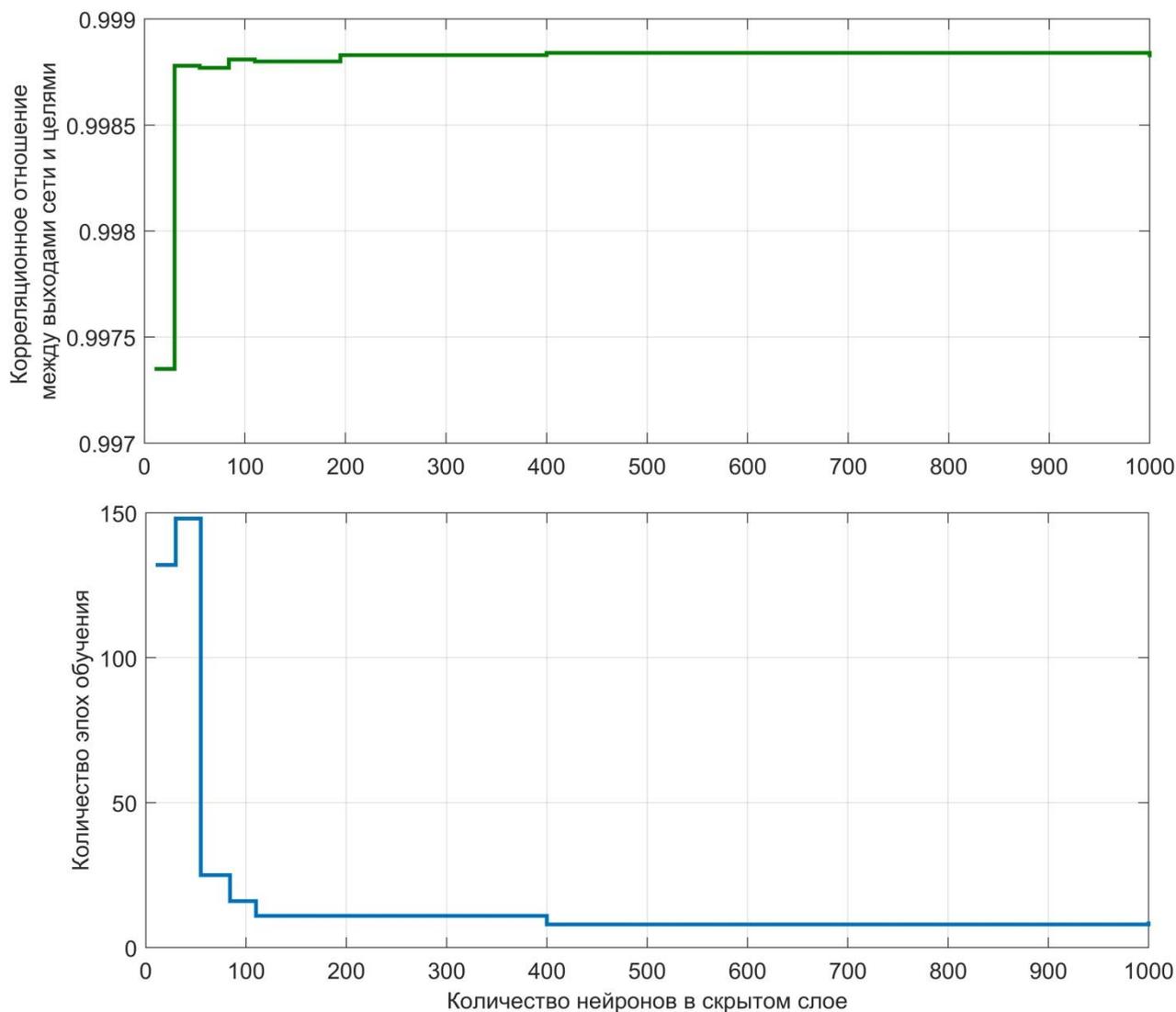


Рисунок 3 – Зависимость скорости и качества обучения нейронной сети от количества нейронов в скрытом слое

Из приведенных графиков видно, что сети, имеющие от 30 до 200 нейронов, примерно с одинаковой точностью аппроксимируют данные, а дальнейшее увеличение количества нейронов к существенному повышению точности не приводит. Количество же эпох обучения стабилизируется и мало изменяется для сетей, имеющих более 110 нейронов. На основании этих данных можно предположить, что наилучший результат дадут сети, имеющие количество нейронов в скрытом слое приближающееся к 100.

Окончательные выводы можно получить только рассмотрев графики составленных ездовых циклов, построенные с помощью полученных нейронных сетей.

В среде Simulink была реализована модель, позволяющая моделировать скорость движения автомобиля на основе обученных нейронных сетей. Графики составленных ездовых циклов показаны на рисунке 4.

Анализ полученных графиков показывает, что сеть с 10-ю нейронами очень плавно сглаживает данные и выходит за допустимые пределы, что в принципе неприемлемо. Сеть с тридцатью нейронами показывает лучший результат, но также неудовлетворительно описывает участки, на которых автомобиль должен был находиться в неподвижном состоянии. То есть применение сетей с малым количеством нейронов невозможно.

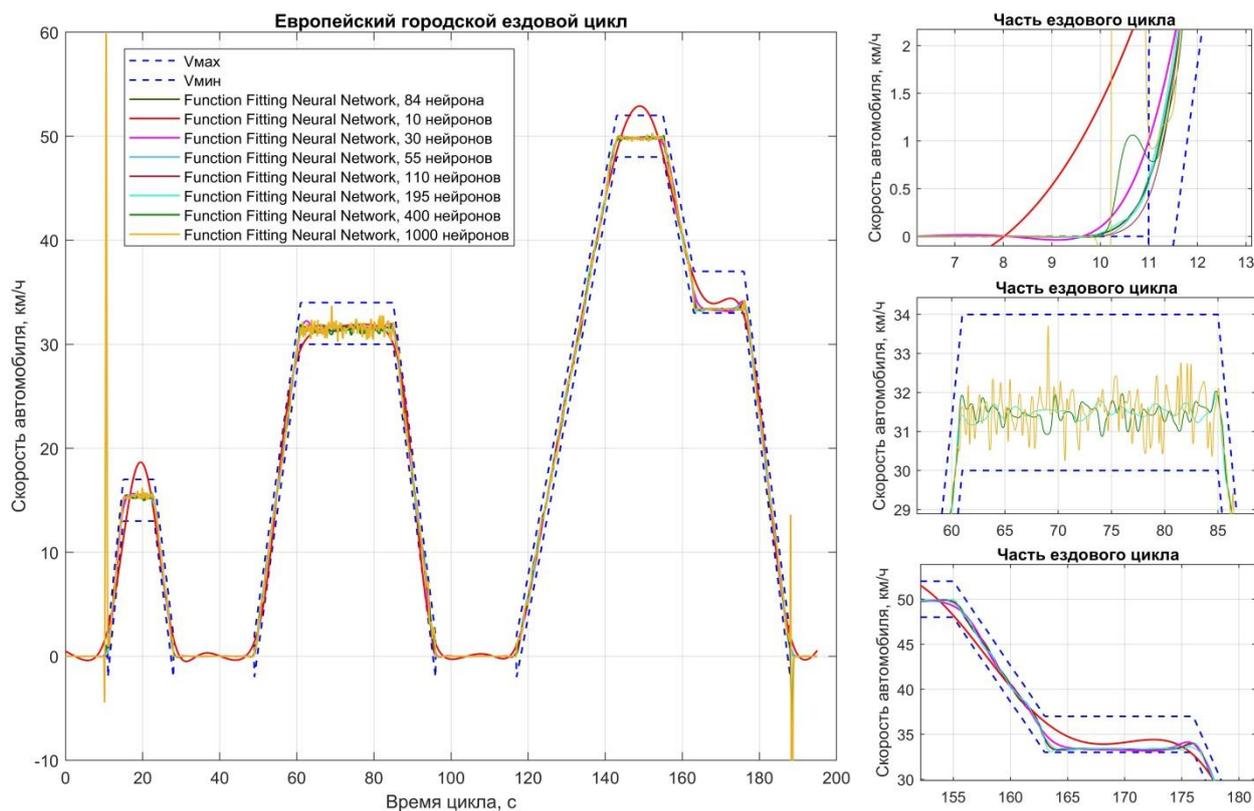


Рисунок 4 – Графики составленных ездовых циклов, полученные с помощью тестируемых нейронных сетей

Другой крайностью обладают сети с большим количеством нейронов. Сети, имеющие 1000, 400 и 195 нейронов, наоборот, на участке равномерного движения показывали очень значительные колебания. Это хорошо видно между 60 и 85 секундами цикла. Таких значительных колебаний скорости при движении исправного автомобиля быть не может, да и тестовые данные этому не соответствовали. На участках перехода с одного режима движения на другой, на которых отсутствовали тестовые данные, эти сети выдавали всплески, например, между 10 и 11 секундами. В некоторых местах кривые очень близко подошли к допустимой границе скорости, что также свидетельствует о недостаточном сглаживании. Такие сети так же следует считать неудовлетворительными.

Таким образом, остались только 3 сети с 55, 84 и 110 нейронами. Это подтверждает выдвинутое ранее предположение. Ездовые циклы, составленные данными сетями, представлены на рисунке 5.

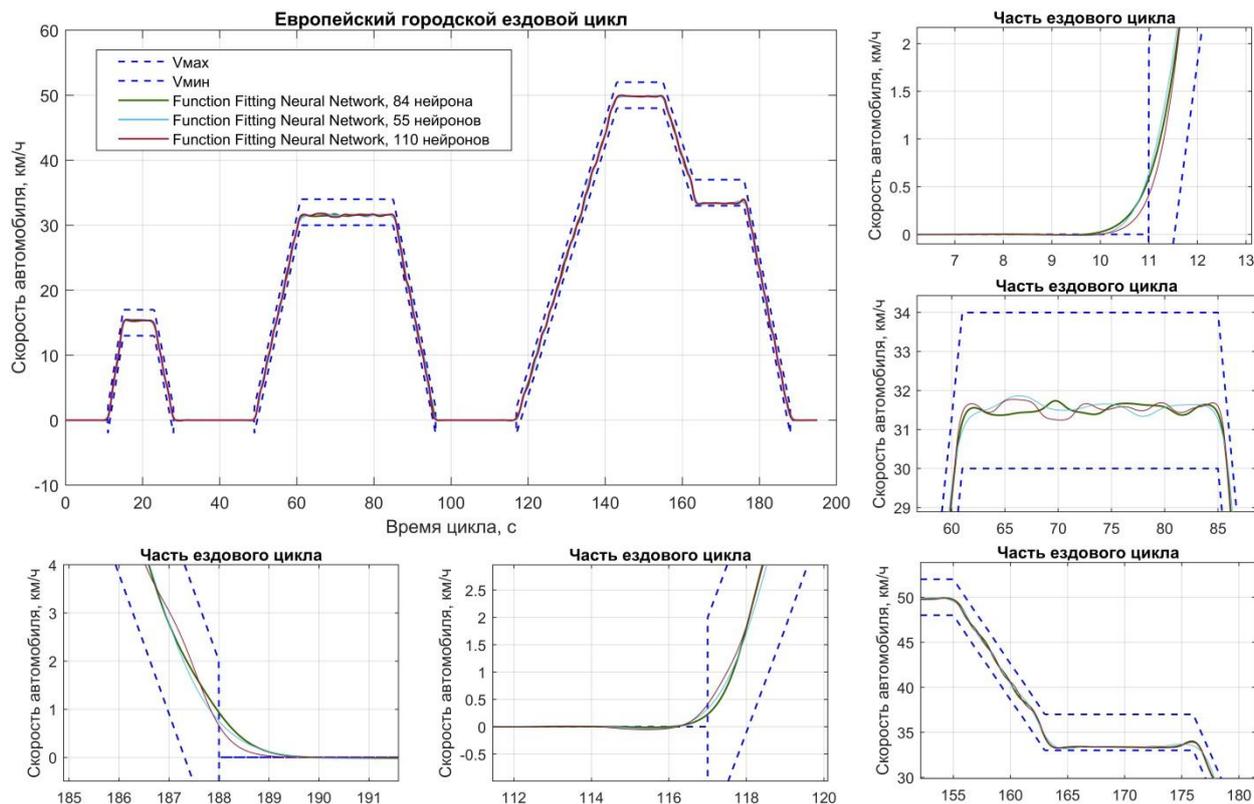


Рисунок 5 – Графики составленных ездовых циклов, полученные с помощью отобранных нейронных сетей

Анализ графиков показывает, что отобранные сети достаточно качественно описывают изменение скорости движения автомобиля в ездовом цикле. Следует заметить, что на используемом для тестирования упрощенном ездовом цикле присутствует $n_{уч} = 15$ участков и $n_{пер} = 14$ переходов. А количество нейронов в отобранных сетях отвечает соотношению $N_n = (2 \dots 4)(n_{уч} + n_{пер})$. То есть среднее количество нейронов в скрытом слое сети в данном случае должно быть ≈ 87 .

Оценка определения интегральных показателей цикла

Так как конечной целью было определение суммарного расхода топлива за ездовой цикл, для оценки этой возможности необходимо получить интегральные показатели цикла, определенные по формулам (1) и (2). В тестовых данных расход топлива не задавался, но оценка может быть осуществлена по определению пройденного пути, тем более, что теоретический путь, а также теоретические минимальный и максимальный пути, для сравнения могут быть определены по условиям ездового цикла. Графики пройденного пути при движении с теоретической скоростью, с максимальной и минимальной скоростями, а также по усредненным показателям, выдаваемым тремя отобранными нейронными сетями, приведены на рисунке 6.

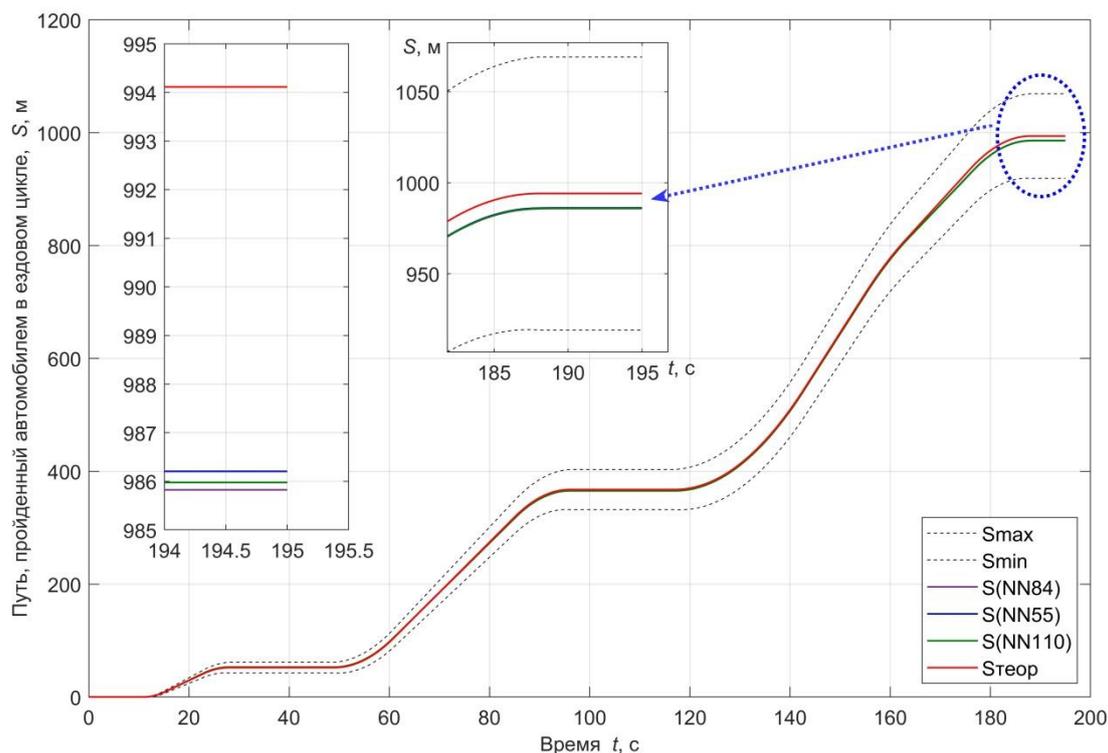


Рисунок 6 – Графики пройденного пути

Как видно из графика, линии, построенные нейронными сетями, практически сливаются. Максимальное отклонение данных на основе нейронных сетей составило 0,0041 %, т. е. можно считать отобранные нейронные сети равноценными. Отклонение от теоретического пройденного пути не превысило 0,85 %. Последнее значение является справочным, так как при обработке экспериментальных данных в большом количестве это отклонение может быть сведено к нулю. С другой стороны, в рассматриваемом ездовом цикле нормируется не пройденный путь, а время движения с погрешностью в одну секунду (0,5 %). Эта погрешность определяет максимальную погрешность пройденного пути.

В конечном итоге метод составления ездового цикла по экспериментальным данным, полученным в процессе эксплуатации автомобиля, позволяет получить интегральные показатели ездового цикла такие, как пройденный путь и суммарный расход топлива. Точность определения зависит от количества и качества собранных экспериментальных данных. Это отдельный этап исследования, для проведения которого необходима разработка соответствующей измерительной и регистрирующей аппаратуры.

Описанный метод может быть использован для определения показателей в любых ездовых циклах и при наличии соответствующей измерительной аппаратуры стать альтернативой стендовым испытаниям автомобилей, а в некоторых случаях и двигателей.

Выводы

Предложенный в работе метод составления ездовых циклов на основе экспериментальных данных, полученных в процессе эксплуатации автомобиля, основанный на использовании нейронных сетей для аппроксимации экспериментальных данных, позволяет определить интегральные показатели движения за ездовой цикл.

Анализ параметров аппроксимирующих нейронных сетей и их расчетно-теоретические исследования показали:

– с учетом особенности графиков скорости ездового цикла количество нейронов в скрытом слое аппроксимирующей нейронной сети должно быть от 2 до 4 на участок или переход;

– сети с рекомендуемыми параметрами достаточно качественно сглаживают экспериментальные данные и обеспечивают четкие переходы между участками движения и неподвижного состояния автомобиля;

– для нейронных сетей с рекомендуемыми параметрами погрешность определения интегрального показателя за ездовой цикл не превысила 0,005 %.

Предложенный метод требует экспериментальной проверки, а при положительных результатах может быть применен для определения расхода топлива в разных ездовых циклах, а также как альтернатива стендовым испытаниям при других видах испытаний автомобилей и двигателей. Он также может являться дополнением к дорожным испытаниям с упрощенной методикой проведения.

Список литературы

1. Практические проблемы учета расхода топлива в ДНР предприятиями, эксплуатирующими автомобили / [Электронный ресурс] А. В. Химченко [и др.] // Научно-технические аспекты развития автотранспортного комплекса 2017. Материалы III Международной научно-практической конференции «Научно-технические аспекты развития автотранспортного комплекса» в рамках третьего Международного научного форума Донецкой Народной Республики «Инновационные перспективы Донбасса: Инфраструктурное и социально-экономическое развитие», 25 мая 2017 г. / под ред. М. Н. Чальцева [и др.]. – Горловка : АДИ ГОУВПО «ДОННТУ», 2017. – С. 85–93. – Режим доступа: <http://www.adidonntu.ru/node/1923>
2. Химченко, А. В. О целесообразности учета перехода на зимнее топливо при нормировании расхода автомобилями, работающими на сжиженном углеводородном газе / А. В. Химченко, Н. И. Мищенко // Вести Автомобильно-дорожного института = Bulletin of the Automobile and Highway Institute. – 2018. – № 2 (26). – С. 3–11. – ISSN 1990-7796.
3. Методические рекомендации «Нормы расхода топлив и смазочных материалов на автомобильном транспорте» : Распоряжение Минтранса России от 14.03.2008 № АМ-23-р (ред. от 14.07.2015) «О введении в действие методических рекомендаций «Нормы расхода топлив и смазочных материалов на автомобильном транспорте» // Консультант Плюс. 14 марта 2014. – Режим доступа: <http://www.consultant.m>
4. Методика определения базовых норм расхода топлива на автомобильном транспорте : Р 03112134-0367-97 : утв. Федеральной автомобильно-дорожной службой России 14.10.1996. – 1996. – 21 с. – Министерство транспорта России, Федеральная автомобильно-дорожная служба, Государственный научно-исследовательский институт автомобильного транспорта НИИАТ.
5. Поиск рационального метода выбора экспериментальных данных, соответствующих ездовому циклу автомобиля / [Электронный ресурс] А. В. Химченко [и др.] // Научно-технические аспекты развития автотранспортного комплекса 2018. Материалы IV Международной научно-практической конференции «Научно-технические аспекты развития автотранспортного комплекса» в рамках четвертого Международного научного форума Донецкой Народной Республики «Инновационные перспективы Донбасса: Инфраструктурное и социально-экономическое развитие», 24 мая 2018 г. / под ред. М. Н. Чальцева [и др.]. – Горловка : АДИ ГОУВПО «ДОННТУ», 2018. – С. 55–62. – Режим доступа: <http://www.adidonntu.ru/node/2103>
6. Hagan, M. T. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm / M. T. Hagan, M. B. Menhaj // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1994. – Vol. 5, no. 6. – P. 989–993. – DOI: 110.1109/72.3296971.
7. Foresee, F. D. Gauss-Newton approximation to Bayesian regularization / F. D. Foresee, M. T. Hagan // . – SAGE Publications, 1997. – P. 1930–1935.
8. Fletcher, R. Function minimization by conjugate gradients / R. Fletcher, C. M. Reeves // Computer Journal. – 1964. – Feb. – Vol. 7, no. 2. – P. 149-154. – DOI: 10.1093/comjnl/7.2.149.
9. Kayri, M. Predictive Abilities of Bayesian Regularization and Levenberg–Marquardt Algorithms in Artificial Neural Networks: A Comparative Empirical Study on Social Data / M. Kayri // Mathematical and Computational Applications. – 2016. – May. – Vol. 21, no. 2. – P. 20. – DOI: 110.3390/mca210200201

А. В. Химченко, Н. И. Мищенко
Автомобильно-дорожный институт ГОУВПО
«Донецкий национальный технический университет»
**Составление ездового цикла автомобиля путем аппроксимации
отфильтрованных экспериментальных данных с помощью нейронных сетей**

Одной из нерешенных проблем автомобильного транспорта Донецкой Народной Республики является нормирование расхода топлива. В законодательстве отсутствует определение точки отсчета – базового расхода топлива. Он может быть определен экспериментальными или расчетными методами, которые в конечном итоге также основаны на экспериментальных данных. В современных условиях Донецкой Народной Республики применение экспериментальных методов, основанных на традиционном подходе, достаточно затратно и в отдельных случаях нереально. В основе определения базового расхода топлива лежит расход топлива в ездовом цикле. Поэтому целью исследования была разработка экспериментального метода определения интегральных показателей ездового цикла, например пройденного пути, в городском ездовом цикле.

Объектом исследования была возможность применения нейронных сетей для аппроксимации отобранных экспериментальных данных, соответствующих определенным режимам движения в ездовом цикле.

В работе использовались общетеоретические и статистические методы исследования такие, как анализ, имитационное компьютерное моделирование, аппроксимация, численный эксперимент, корреляционный анализ.

Предложен метод составления ездовых циклов для определения интегральных показателей движения автомобиля. Метод основан на применении нейронных сетей для аппроксимации экспериментальных данных.

Проведенные расчетно-теоретические исследования применения нейронных сетей показали, что оптимальное количество нейронов в скрытом слое сети зависит от количества участков в ездовом цикле и находится в пределах 2–4 на один участок или переход. Такие нейронные сети хорошо аппроксимируют ездовой цикл и имеют сравнительную погрешность при определении интегральных показателей цикла не более 0,005 %. Данный метод может быть альтернативой стендовым и дорожным испытаниям, а также являться дополнением к дорожным испытаниям с упрощенной методикой проведения.

СОСТАВЛЕНИЕ ЕЗДОВОГО ЦИКЛА АВТОМОБИЛЯ, ИНТЕГРАЛЬНЫЕ ПОКАЗАТЕЛИ ДВИЖЕНИЯ, АППРОКСИМИРУЮЩИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, ОПТИМИЗАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ СЕТИ

A. V. Khimchenko, N. I. Mishchenko
Automobile and Highway Institute of Donetsk National Technical University, Gorlovka
**Formation of the Automobile Driving Cycle by the Approximation of Experimental Data Using
Neural Network**

One of the open problems of the DPR automobile transport is fuel consumption fixing. In the legislation, there is no definition of the reference point– basic fuel consumption. It can be defined by experimental and calculation methods which are ultimately based on experimental data. In modern conditions in the DPR, it is quite expensive and in some cases unrealistic, to use experimental methods based on the traditional approach. The basis for the determination of the basic fuel consumption is the fuel consumption in the driving cycle. Therefore, the aim of the study was the experimental method development of the integrated driving cycle index determination, for example, travel in urban driving cycle.

The object of the study is to use neural network for the approximation of selected experimental data corresponded to certain traffic conditions in the driving cycle.

In the work general theoretic and statistic research methods such as analysis, simulation, approximation, numerical experiment, and correlation analysis are used.

The method of the driving cycle formation for the determination of the automobile traffic integrated index is suggested. The method is based on the neural network use for the approximation of experimental data.

Conducted computational and theoretical studies of the neural network use have shown that optimal number of neurons in the buried layer of the network depends on the number of sections in the driving cycle and is in the range of 2-4 per section or transition. Such neural networks approximate driving cycle well and have comparative error when

determining integrated cycle indexes not more than 0,005 %. This method can be an alternative to bench and road tests and it is an addition to road tests with simplified procedure.

AUTOMOBILE DRIVING CYCLE FORMATION, TRAFFICI INTEGRATED INDEX, APPROXIMATE NEURAL NETWORK, NETWORK PARAMETERS OPTIMIZATION

Сведения об авторах:

А. В. Химченко

SPIN-код: 4568-1757

Телефон: +38 (0624) 55-24-06

Эл. почта: hiav@adidonntu.ru

Н. И. Мищенко

SPIN-код: 6604-8459

Телефон: +38 (0624) 55-05-05

Статья поступила 10.10.2018

© А. В. Химченко, Н. И. Мищенко, 2018

Рецензент: Гуменюк М. М., канд. экон. наук, доц., АДИ ГОУВПО «ДОННТУ»