

УДК 656.259.1

САЯПИНА І.А., аспірант (УкрГАЗТ)

Нейросетевая модель устройства повышения помехоустойчивости рельсовой цепи

Разработана нейросетевая модель известного устройства повышения помехоустойчивости рельсовой цепи. Рассмотрен метод обучения нейронной сети с помощью Байесовской регуляризации. Приведены осциллограммы сигналов, отражающий работу модели.

Ключевые слова: нейросетевая модель, устройство повышения помехоустойчивости, Байесовская регуляризация.

Введение

В связи с повышением скоростей движения необходимыми являются меры по усовершенствованию и модернизации систем, отвечающих за безопасность процесса перевозок.

Для решения проблемы отказов рельсовых цепей (РЦ) в связи с неисправностью изолирующих стыков стали внедряться бесстыковые рельсовые цепи, в частности – тональные рельсовые цепи. Дальнейшее совершенствование систем на основе РЦ заключается в совершенствовании технического обслуживания и использовании автоматизированных систем диагностики и прогнозирования отказов рельсовых цепей. Для этих целей может быть использовано нейросетевое моделирование.

Анализ публикаций

В статье [1] описана разработка нейросетевой модели рельсовой цепи, а также рассмотрен процесс ее обучения на основе алгоритма Левенберга-Марквардта.

В работе [2] выполнено имитационное моделирование корреляционного приемника тональных рельсовых цепей и проведен сравнительный анализ его работы с работой приемника прямого усиления. В источнике [3] отмечены преимущества нейросетевого подхода в решении вопросов построения устойчивых приближенных математических моделей сложных систем.

Известно устройство повышения помехоустойчивости рельсовых цепей (РЦ), содержащее регулирующую линию задержки, генератор одиночных импульсов (ГОИ) с регулируемой длительностью импульса и электронный ключ [4], которое направлено на повышение помехоустойчивости РЦ благодаря защите от помех в интервалах между импульсами сигнала контроля состояния рельсовой цепи.

© И.А. Саяпина, 2014

С целью повышения надежности и адаптивности данного устройства была создана его модель на основе нейронных сетей, которые характеризуются высокой отказоустойчивостью и способностью адаптировать синаптические веса своих нейронов к изменениям параметров окружающей среды.

Данная нейронная сеть характеризуется прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки. Она имеет 2 входа, а ее скрытый слой содержит 5 нейронов (рис. 1). Данное количество было определено экспериментально с учетом оптимального соотношения между числом нейронов в скрытом слое и влиянием увеличения этого числа на уменьшение средней квадратической ошибки обучения сети.

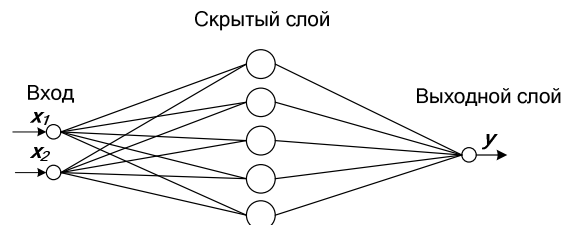


Рис. 1. Структура нейронной сети прямого распространения

Обучение нейронной сети производилось с помощью метода Байесовской регуляризации "Bayesian Regulation, для подстройки весов и смещений в основе которого используется алгоритм Левенберга-Марквардта [5]. Использование алгоритма Гаусса-Ньютона для аппроксимации вычисления гессиана позволяет уменьшить количество расчетов. Данный метод минимизирует комбинацию квадратов ошибок и весов для получения оптимальной и для получения наилучших обобщающих свойств НС. Он позволяет найти такой вектор весовых коэффициентов НС, при котором реализуемая с ее помощью зависимость будет иметь более гладкий вид. Это свойство также помогает избавиться от проблемы высокой точности

аппроксимации в экспериментальных точках и в то же время большой ошибки в промежуточных точках при структурной избыточности сети. Регуляризованная целевая функция принимает вид

$$F(\mathbf{w}) = \beta E_D + \alpha E_W, \quad (1)$$

где E_D – сумма среднеквадратичных ошибок сети,

E_W – сумма квадратов весов сети,

α и β – параметры целевой функции.

Соотношение α и β определяет акцент при обучении: при $\alpha \ll \beta$ обучающий алгоритм направлен на минимизацию ошибки, а при $\alpha \gg \beta$ – на уменьшение весов. При этом происходит увеличение ошибки и отклик сети приобретает сглаженную форму.

Перед началом работы алгоритма осуществляется инициализация весов сети и параметров α и β . Далее для минимизации целевой функции (1) рассчитывается один шаг алгоритма Левенберга-Марквардта. Вычисляется эффективное число параметров

$$\gamma = N - 2\alpha \text{tr}(\mathbf{H})^{-1},$$

где N – общее число параметров сети,

\mathbf{H} – матрица Гессе, которая в соответствии с аппроксимацией Гаусса-Ньютона рассчитывается

$$\mathbf{H} = \nabla^2 F(\mathbf{w}) \approx 2\beta \mathbf{J}^T \mathbf{J} + 2\alpha \mathbf{I}_N,$$

где \mathbf{J} – якобиан ошибок на обучающей выборке.

На следующем шаге рассчитываются новые оценки параметров целевой функции:

$$\alpha = \frac{\gamma}{2E_W(\mathbf{w})},$$

$$\beta = \frac{n - \gamma}{2E_D(\mathbf{w})}.$$

Описанные шаги повторяются до тех пор, пока не выполнится любое из условий:

- количество повторов алгоритма достигнет максимального значения;
- параметр времени превысит установленный максимум;
- эффективность примет заданное значение;
- градиент эффективности станет меньше заданной величины min_grad .

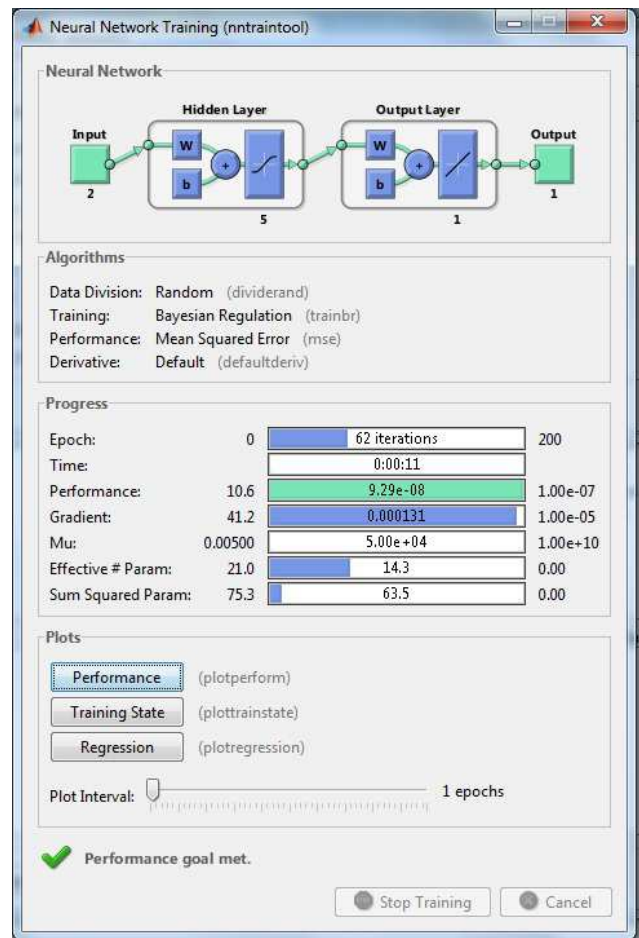


Рис. 2. Вид окна с результатами обучения НС

На рис. 2 видно, что процесс обучения был завершен, так как значение среднеквадратической ошибки стало меньше заданной величины и составило $9,29 \cdot 10^{-8}$. Изменения среднеквадратической ошибки в процессе обучения отражены на рис. 3, а графики изменения градиента, μ , эффективного числа параметров и суммы квадратов весов сети – на рис. 4.

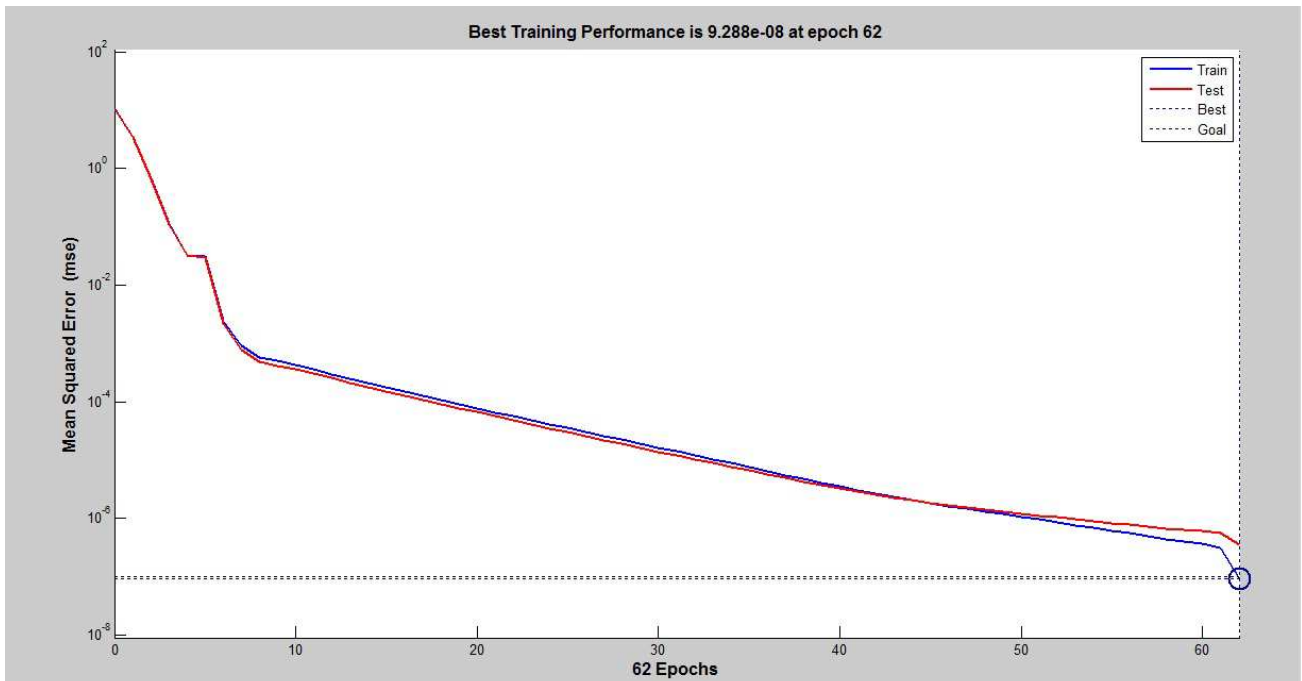


Рис. 3. График изменения среднеквадратической ошибки обучения НС

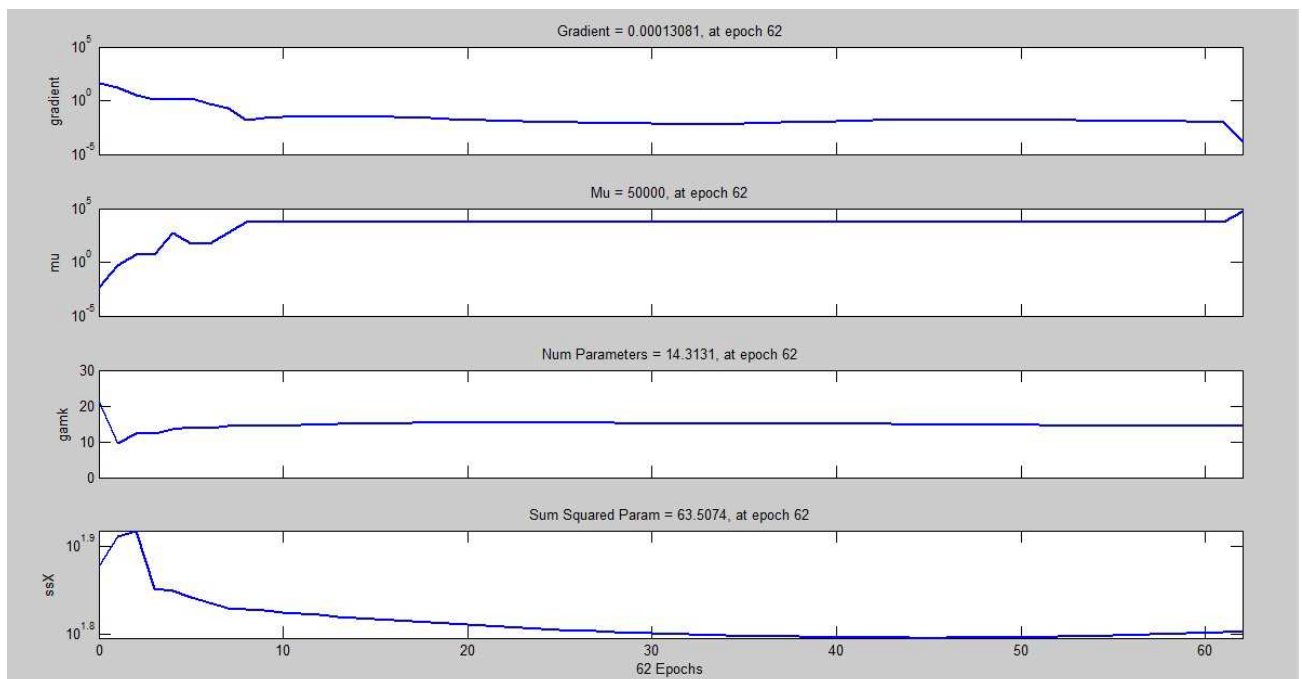


Рис. 4. График изменения градиента, μ , эффективного числа параметров и суммы квадратов весов сети

Полученные весовые коэффициенты нейронов скрытого и выходного слоя представлены в табл. 1. Так как с каждым нейроном скрытого слоя связано 2 входа, то в колонке весовых коэффициентов данного слоя указано по 2 значения соответственно для первого и второго входа.

Значения весовых коэффициентов и весов смещения

№ нейрона	Скрытый слой		Выходной слой	
	Весовые коэффициенты	Веса смещений	Весовые коэффициенты	Веса смещений
1	0,49136; -2,5856	-3,3976	-1,0764 -2,6836 0,74924 -0,010046 -0,57472	0,1388
2	-0,35078; -0,41278	0,76526		
3	-0,19546; -3,0376	-0,0088721		
4	1,8974; 1,7515	2,9697		
5	-0,74925; 1,5989	-2,6487		

Вид модели рельсовой цепи с учетом устройства повышения помехоустойчивости представлен на

рис. 5. Создание нейросетевой модели рельсовой цепи рассмотрено в статье [1].

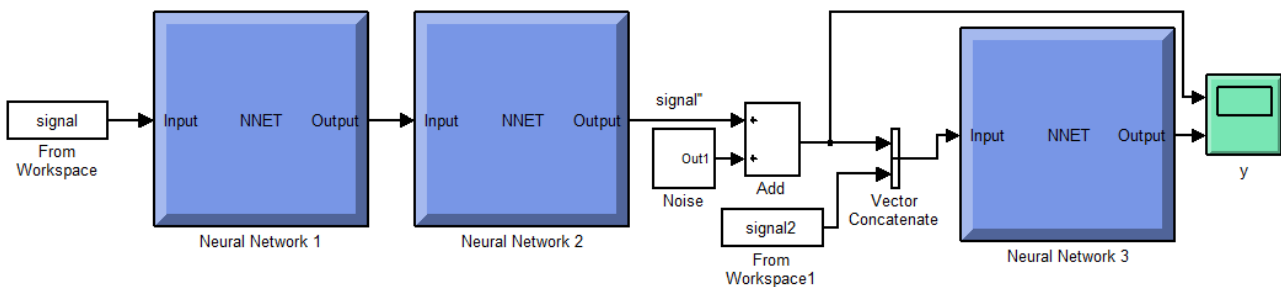


Рис. 5. Вид модели рельсовой цепи с устройством повышения помехоустойчивости

Блоки Neural Network1 и Neural Network2 представляют собой модель аппаратуры рельсовой цепи, состоящую из двух составляющих. На вход этой модели подается входной сигнал signal, содержащий информацию о сигнале контроля состояния рельсовой линии, значения сопротивления изоляции и температуре окружающей среды.

На выходе нейронной сети Neural Network2 формируется одномерный сигнал signal'', который поступает на первый вход блока Add, где суммируется с сигналом помехи, формируемым блоком Noise. В данном случае выбрана флуктуационная помеха, описанная в [2, 6] на основе результатов исследования.

Блок From Workspacе1 подает импульсный сигнал signal2 на второй вход блока Vector Concatenate. В прототипе signal2 состоит из импульсов, генерируемых ГОИ, когда на его вход из линии задержки поступает сигнал, вырабатываемый генератором сигнального тока. Длина импульсов signal2 может регулироваться, определяя таким образом ширину окна пропускаемого сигнала.

Блок Vector Concatenate формирует матрицу M из сигналов signal' и signal2, поступающих на его входы,

$$M = \begin{bmatrix} signal'' \\ signal2 \end{bmatrix}.$$

На основании матрицы M, поступающей на вход модели устройства повышения помехоустойчивости Neural Network3, она выдает сигнал, в интервале между импульсами которого отсутствуют помехи (рис. 6).

В результате анализа рис. 6 можно сделать вывод, что нейросетевая модель устройства повышения помехоустойчивости РЦ (блок Neural Network3) обеспечивает защиту от помех в интервалах между импульсами сигнала контроля состояния РЦ.

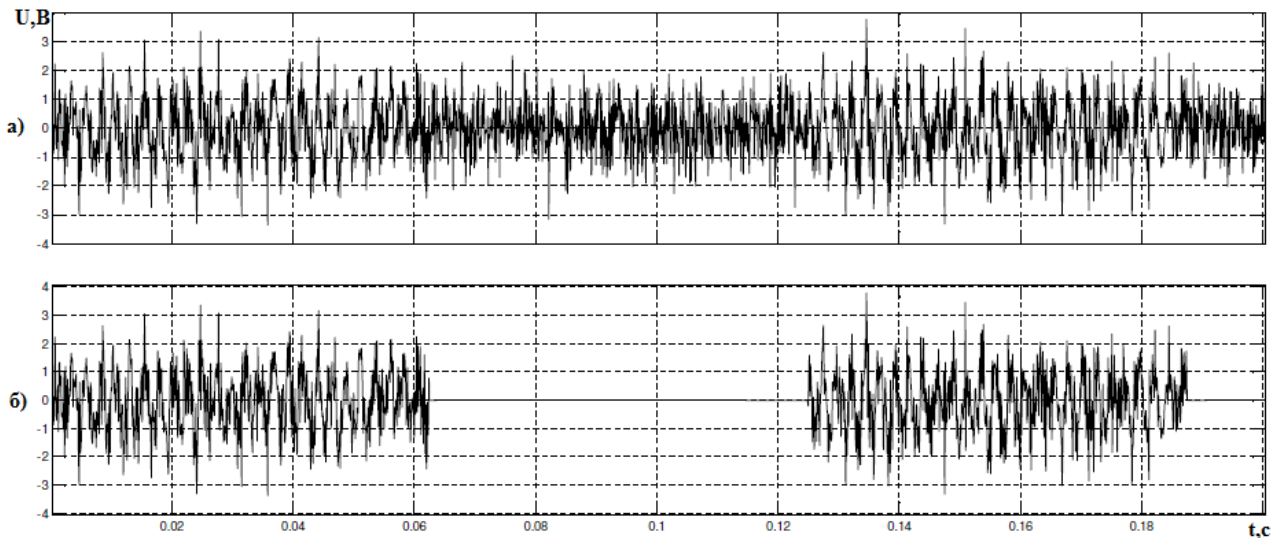


Рис. 6. Вид сигнала: а) на входе модели устройства повышения помехоустойчивости; б) на выходе модели устройства повышения помехоустойчивости

Выводы

Разработана нейросетевая модель известного устройства повышения помехоустойчивости рельсовой цепи. Построена она на основе структуры нейронной сети прямого распространения. Описан процесс обучения с помощью метода Байесовской регуляризации. Приведены результаты обучения и функционирования модели, которые показывают, что данная модель позволяет повысить безопасность движения поездов за счет повышения помехоустойчивости рельсовых цепей.

Литература

1. Саяпина, И.А. Нейросетевое моделирование аппаратуры рельсовых цепей / И.А. Саяпина // Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті. – Харків, 2014. – Вип. 1(104). – С. 83-87.
2. Гончаров, К. В. Корреляционный путевой приемник тональных рельсовых цепей / К. В. Гончаров // Вісник Дніпропетровського національного університету залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна. - Д., 2011. - Вип. 38. - С. 188-193.
3. Васильев А.Н. Нейросетевое моделирование в математической физике [Текст] / А.Н. Васильев // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – М.: "Радиотехника", 2009. – №5. – С.25-38.
4. Патент України на винахід UA 101093. МПК В 61 L 23/00. Рельсове коло. М.М. Бабаєв, С.В. Кошевий, В.О. Сотник, В.Б. Романчук, О.М. Ананьєва, І.О. Саяпіна. 25.02.2013 Бюл. №4.
5. Foresee F.D., Hagan M.T. Gauss-Newton Approximation To Bayesian Learning [Text] / F.D. Foresee, // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. – San Jose CA: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1997.– P. 1930-1935.

6. Блачев К.Э. Имитационное моделирование цифрового приемника сигналов систем интервального регулирования движением поездов [Текст] // Вестник Самарского государственного технического университета. – 2008. – № 2 (22). – С.223-227.

Саяпіна І.О. Нейромережева модель пристрою підвищення завадостійкості рейкового кола. Розроблена нейромережева модель відомого пристрою підвищення завадостійкості рейкового кола. Розглянуто метод навчання нейронної мережі на основі Байєсівської регуляризації. Приведені осцилограми сигналів, що відображають роботу моделі.

Ключові слова: нейромережева модель, пристрій підвищення завадостійкості, Байєсівська регуляризація.

Saiapina I.A. Neural network model for track circuit noise immunity improvement device. Neural network model for track circuit noise immunity improvement device was worked out. Neural network training method based on Bayesian regulation was considered. Oscillogram of signals, that show model working process was introduced.

Key words: neural network model, noise immunity improvement device, Bayesian regulation.

Рецензент д.т.н., професор Бабаєв М.М. (УкрГАЗТ)

Поступила 26.03.2014г.