

УДК 629.735

Ю.Н. ШМЕЛЕВ, С.И. ВЛАДОВ, С.Н. БОЙКО, Я.Р. КЛИМОВА

Кременчугский летный колледж Национального авиационного университета

С.Я. ВИШНЕВСКИЙ

Винницкий национальный технический университет

ДИАГНОСТИКА СОСТОЯНИЯ ДВИГАТЕЛЯ ВЕРТОЛЕТА МИ-8МТВ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Исходя из того, что за последние десятилетия количество аварий вертолета Ми-8МТВ составило не один десяток, актуальной научно-практической задачей является диагностика и прогнозирование изменений состояния работы двигателя. В настоящее время существует большое количество подходов к проблеме диагностики сложных динамических объектов, к которым относится и авиационный двигатель вертолета Ми-8МТВ, наиболее распространенным из которых является информационная диагностика [1–4], одним из методов которой является применение нейронных сетей.

Применение нейронных сетей управления позволяет в значительной мере снять математические проблемы аналитического синтеза и анализа свойств исследуемого объекта. Это объясняется тем, что качество процессов управления в нейронных системах большей степени зависит от фундаментальных свойств многослойных нелинейных нейронных сетей, а не от аналитически рассчитанных оптимальных законов, обычно реализуются в виде компьютерной программы. Многослойные нейронные сети имеют ряд достоинств, что обуславливает их применение в задачах управления динамическими объектами [5].

Проблематика информационной диагностикой авиационной техники описана в работах [1–4, 6–8], в которых применимы различные методики определения неисправностей авиационной техники, в том числе, и авиационных двигателей. Применение нейронных сетей в решении задач управления динамическими системами выполняются учеными и исследователями НТУ «ХПИ» [9, 10], в работах которых продемонстрирован высокий потенциал объединения двух вычислительных технологий – искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов для решения задач синтеза интеллектуальных систем управления.

Обширные исследования, посвященные вопросам управления нелинейными динамическими объектами с помощью искусственных нейронных сетей, проводятся в ХНУРЭ [11]. Особое внимание уделяется усовершенствованию методов обучения нейронных сетей, идентификации нелинейных нестационарных объектов с помощью нейронных сетей, синтеза нейросетевых систем управления нелинейными объектами.

Ключевые слова: моделирование, техническое состояние, вертолет Ми-8МТВ, информационно-диагностическая система, нейронные сети, авиационный двигатель, генетические алгоритмы.

YU.N. SHMELEV, S.I. VLADOV, SN BOYKO, Y.R. KLIMOVA

Kremenchuk Flight College of the National Aviation University

S.YA. VISHNEVSKY

Vinnytsia National Technical University

DIAGNOSTICS OF THE STATE OF THE MI-8MTV HELICOPTER WITH THE USE OF NEURAL NETWORKS

Proceeding from the fact that during the last decades the number of accidents of the Mi-8MTV helicopter amounted to several tens, an actual scientific and practical task is diagnostics and prediction of changes in the state of engine operation. At present, there are a large number of approaches to the problem of diagnosing complex dynamic objects, which include the aircraft engine of the Mi-8MTV helicopter, the most common of which is information diagnostics [1-4], one of which methods is the use of neural networks.

The use of neural networks of control makes it possible to largely remove the mathematical problems of analytical synthesis and analysis of the properties of the object under study. This is because the quality of control processes in neural systems depends more on the fundamental properties of multilayer nonlinear neural networks, rather than on analytically calculated optimal laws, usually implemented as a computer program. Multilayer neural networks have a number of advantages, which causes their application in the tasks of managing dynamic objects [5].

The problem of information diagnostics of aviation equipment is described in [1-4, 6-8], in which various methods are used to determine the malfunctions of aviation equipment, including aircraft engines. The use of neural networks in solving the problems of control of dynamic systems is performed by scientists and researchers of NTU "KhPI" [9, 10], in which the high potential of combining two computational technologies - artificial neural networks and genetic algorithms for solving problems of synthesis of intelligent control systems.

Extensive research devoted to the management of nonlinear dynamic objects using artificial neural networks is carried out at KNURE [11]. Particular attention is paid to improving the methods of training neural networks, identifying non-linear non-stationary objects with the help of neural networks, and the synthesis of neural network control systems for nonlinear objects.

Key words: modeling, technical condition, Mi-8MTV helicopter, information-diagnostic system, neural networks, aircraft engine, genetic algorithms.

Постановка задачи

Целью работы является разработка нейронной сети, которая будет учитывать основные технические и эксплуатационные характеристики двигателя вертолета Ми-8МТВ, с целью диагностики и прогнозирования его состояния, при этом сократив время расчётов и увеличив уровень достоверности результатов.

Материал и результаты исследований

Исходя из того, что при диагностике двигателя вертолета Ми-8МТВ необходимо учитывать ряд параметров (давления воздуха на входе в двигатель (x1), температура воздуха на входе в двигатель (x2),

частота вращения вентилятора (x3), давление воздуха за компрессором (x4), частота вращения компрессора (x5), температура газа за турбиной (x6), давление газа за турбиной (x7), уровень масла в масляной системе (x8), наличие стружки в масле (x9), воспламенение топлива в камере сгорания (x10), температура топлива на входе в двигатель (x11), давление топлива на входе в двигатель (x12), температура масла на входе в двигатель (x13), давление масла на входе в двигатель (x14), диаметр критического сечения сопла (x15), вибрация корпуса двигателя (x16), помпаж двигателя (x17)) [12], при этом необходимо оперативно по заданной функции рассчитать выходное состояние двигателя при текущем режиме работы.

Наиболее оптимальным методом решения поставленной задачи является применение нейронных сетей, что позволит сократить время расчетов, при этом увеличив уровень достоверности результатов [13, С. 11–12].

Принимается, что вышеперечисленные параметры образуют многослойную нейронную сеть с $n = 17$ входами и одним выходом (рис. 1). Каждый i -й нейрон первого слоя ($i = 1, 2, \dots, m = 17$) имеет $n = 17$ входов, которые прописаны весами $w_{1i}, w_{2i}, \dots, w_{ni}$.

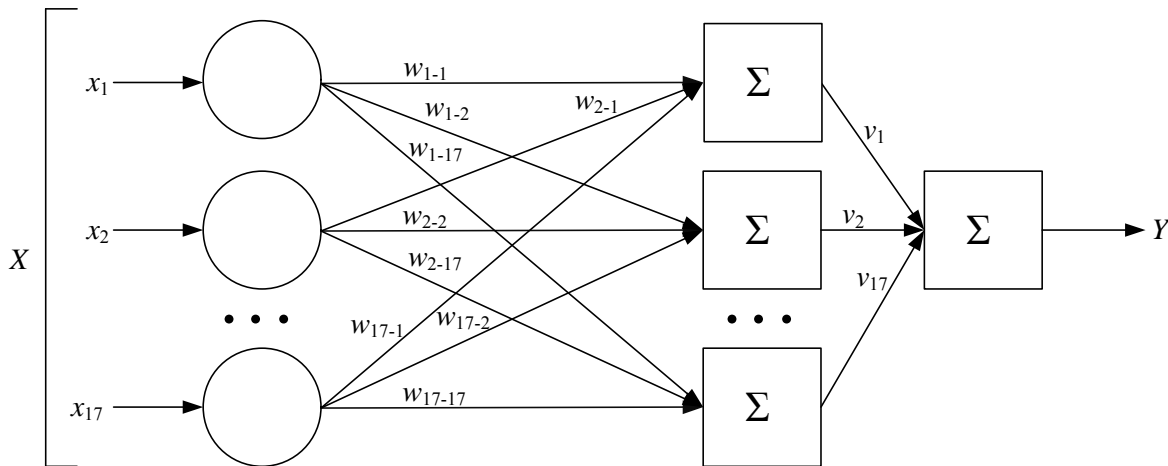


Рис. 1. Структура нейронной сети для реализации диагностики состояния двигателя вертолета Ми-8МТВ

Подавая на входы любые числа x_1, x_2, \dots, x_{17} , получим на выходе значение некоторой функции $Y = F(x_1, x_2, \dots, x_{17})$, которое является ответом (реакцией) сети. Известно, что ответ сети зависит как от входного сигнала, так и от значений ее внутренних параметров – весов нейронов, то есть:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_{17}) = \sum_{i=1}^{m=17} v_i \sigma \left(\sum_{j=0}^{n=17} x_j w_{ji} \right) \quad (1)$$

где $F(x_1, x_2, \dots, x_{17})$ – любая непрерывная функция, определенная на ограниченном множестве;

$\sigma(s) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha s}}$ – сигмоидальная функция.

Применив теорему Колмогорова $F(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^{2n+1} g_i \left(\sum_{j=1}^n h_{ij}(x_j) \right)$ где g_i и h_{ij} –

непрерывные функции, причем h_{ij} не зависит от функции F , для 8 переменных, выяснено, что для реализации функции восьми переменных достаточно операций суммирования и композиции функции одной переменной.

Поскольку самым важным свойством нейронных сетей является их возможность обучаться на основе данных об объекте исследования и, в результате обучения повышать свою функциональность, предлагается применить адаптивный шаг обучения нейронной сети, который реализуется в виде градиентного метода [14], в котором изменение весов описывается зависимостью:

$$\vec{w}_{k+1} = \vec{w}_k + \eta_k \vec{p}_k \quad (2)$$

где η_k – размер шага на k -ой итерации, а вектор p_k задает направление движения и вычисляется по формуле:

$$\vec{p}_k = \vec{g}_k + \sum_{i=1}^{\min(k-1, m)} \beta_i \vec{g}_{k-1}; \quad (3)$$

где вектор g_j задает направление антиградиента на j -ой итерации; β_i – коэффициент, определяющий вес i -го градиента; m определяет кол-во запоминаемых градиентов; k – порядковый номер текущей итерации.

Градиентный метод обучения из (3) получается при $m = 0$, а методы сопряженных градиентов,

которые наиболее часто употребляются при обучении нейронных сетей, получаются путем суммирования всех предыдущих направлений (при $m = \infty$).

Данный метод обучения сводит к минимуму вмешательство человека в обучение нейронных сетей, что делает его привлекательным, поскольку не каждый пользователь нейросетевых технологий владеет знаниями в области методов оптимизации. Кроме этого метод является гибким и настраиваемым на обучающую выборку методом обучения.

Обучение же нейронной сети с постоянным шагом осуществляется с помощью правила Хебба, которое заключается в том, что обучение происходит в результате усиления силы связи (синаптического веса) между одновременно активными нейронами. Исходя из этого, часто используемые в сети связи усиливаются, что объясняет феномен обучения путем повторения и привыкания. Правило обучения Хебба записывается следующим образом [15, С. 39–40]:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + x_i y_j; \quad (4)$$

при этом предполагается, что $w_{ij}(0) = 0$, где t – время; x_i и y_j – соответственно выходное значение i -го и j -го нейронов.

Постоянный шаг обучения нейронной сети также реализуется с помощью процедуры обучения Розенблатта (обучение персептрона), которая характеризуется тем, что весовые коэффициенты нейронной сети изменяются только в том случае, если выходная реакция сети y не совпадает с эталонной d , и содержит скорость обучения a и не изменяет весовые коэффициенты, если выходные сигналы сети совпадают с эталонными. Правило обучения Розенблатта в общей форме имеет вид [15, С. 42–45]:

$$W(t+1) = W(t) - a(y - t)X = W(t) + a(t - y)X. \quad (5)$$

Для обучения разработанной нейронной сети недостаточно сформировать обучающие наборы входов-выходов. Необходимо также определить ошибку предсказаний сети. Ошибка сети представляется в виде функции от синаптических коэффициентов и минимизируется одним из градиентных методов. Традиционно используют среднеквадратичную ошибку (суммирование производится по всем выходам):

$$E = \frac{1}{2}(y - d)^2; \quad (6)$$

где y – выход нейронной сети; d – желаемое значение выхода.

Таким образом, применение адаптивного алгоритма является более гибким решением при обучении разработанной нейронной сети.

Синтез нейросетевой системы управления двигателя вертолета Ми-8МТВ проводился с помощью пакета прикладных программ Neural Network Toolbox системы MATLAB, в которой реализовано три нейрорегулятора: регулятор прогноза NN Predictive Controller; регулятор на основе модели авторегрессии со скользящим средним NARMA-L2 Controller; регулятор на основе эталонной модели Model Reference Controller.

Для решения поставленной задачи наиболее эффективно NN Predictive Controller. Регулятор использует модель управляемого объекта в виде нейронной сети для того, чтобы спрогнозировать его будущее поведение. Кроме того, регулятор вычисляет сигнал управления, который оптимизирует поведение объекта на заданном интервале времени. Итак, проектирование нейрорегулятора состоит из двух этапов: этап идентификации управляемого объекта и этапа синтеза закона управления. На этапе идентификации разрабатывается модель управляемого объекта в виде нейронной сети, которая на этапе синтеза используется для синтеза регулятора [5].

На рис. 2 показана структурная схема предлагаемой нейросетевой системы управления двигателем вертолета Ми-8МТВ, разработанная в Simulink. Эта структура включает блок управляемого объекта (Subsystem) и блок регулятора NN Predictive Controller, а также блоки генерации эталонного ступенчатого сигнала со случайной амплитудой Random Reference, блок построения графиков.

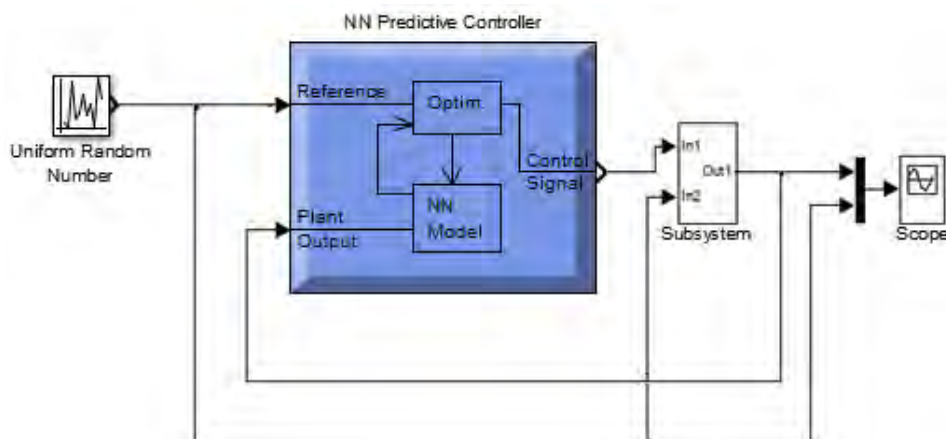


Рис. 2. Схема системы управления двигателем вертолета Ми-8МТВ с нейрорегулятором NN Predictive Controller

Программа генерации учебной последовательности генерирует учебные данные путем воздействия ряда случайных ступенчатых сигналов на модель Simulink управляемого объекта (двигателя). Графики входного и выходного сигналов объекта управления выводится на экран (рис. 3). После окончания генерации обучающей последовательности предполагается или принять данные, сгенерированные, либо отказаться от них.

Элементы нейронной сети соответствуют следующим параметрам: размер скрытого слоя $S = 17$, количество элементов запаздывания на входе модели $N_i = 2$, количество элементов запаздывания на выходе модели $N_j = 5$.

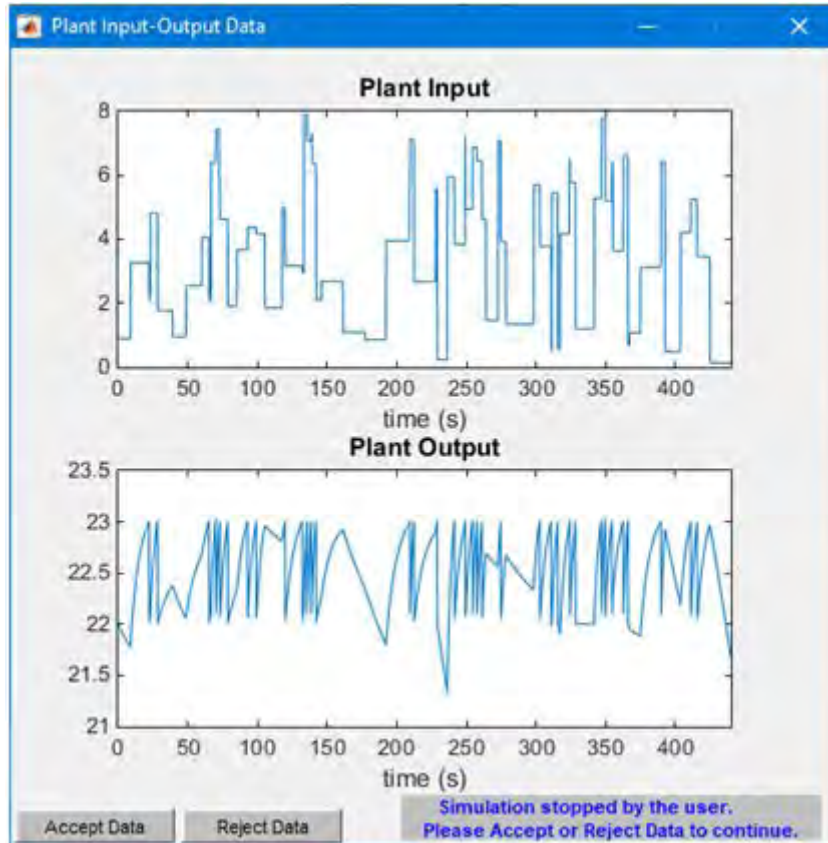


Рис. 3. Графики входного и выходного сигналов при генерации обучающей последовательности

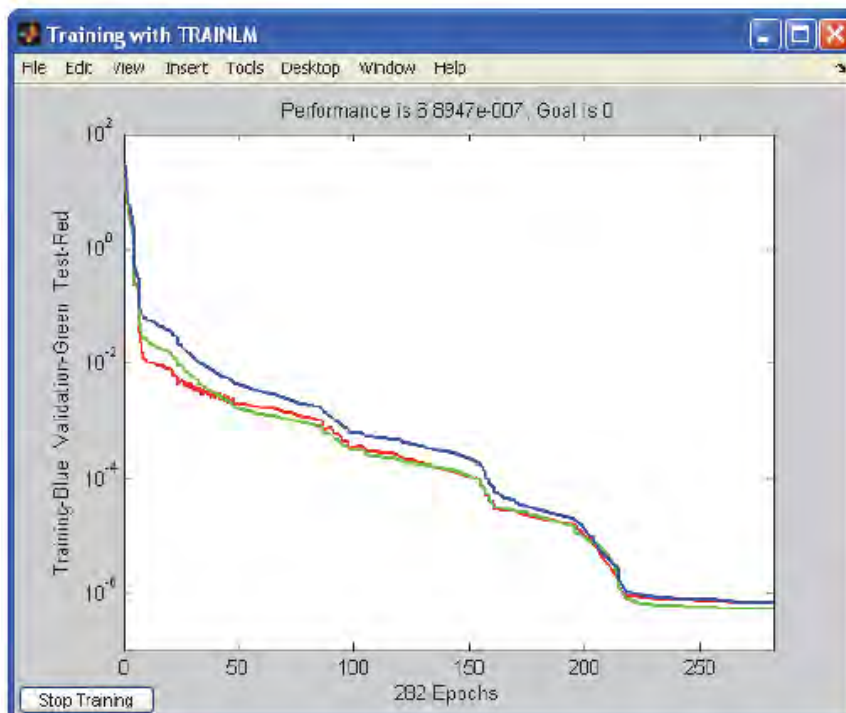


Рис. 4. Окно контроля процесса обучения

Известно, что в процессе обучения нейронной сети векторы входа представляются как числовые массивы выборки, что соответствует групповому представлению данных. Обучение осуществляется с использованием алгоритма Левенберг-Марквардта. Динамика изменения ошибки обучения, а также проверки на контрольном и тестовом множестве отображаются в окне, изображенном на рис. 4. После завершения обучения результаты отображаются на графиках, как это показано на рис. 5.

После завершения построения нейросетевой модели управляемого объекта происходит возврат к окну Neural Network Predictive Controller (рис. 2) и устанавливаются параметры оптимизации:

Const Horizon (N_2) – верхняя граница суммирования показателю качества N_2 , нижняя граница N_1 фиксирована и равна 1;

Control Horizon (N_u). Верхний предел суммирования при оценке мощности управления N_u ;

Control Weighting Factor (). Коэффициент веса для мощности управления;

Search parameter (). Параметр одномерного поиска, задающий порог уменьшения показателя качества;

Minimization Routine. Выбор процедуры одномерного поиска;

Iterations Per Sample Time. Число итераций на 1 такт дискретности.

При синтезе системы варьируются все вышеперечисленные величины, а также процедура одномерного поиска. Как показали исследования [5], величины N_u и незначительно влияют на результаты синтеза и приняты: $N_u = 2$, $\lambda = 0,05$ и $\epsilon = 0,001$.

Значение N_2 и оказывают существенное влияние на работу системы [5]. При их увеличении точность возрастает, однако объем вычислений на каждом такте дискретности существенно увеличивается. Для решаемой задачи оптимальные значения находятся в пределах $N_2 = 15 \dots 25$ и $\lambda = 2 \dots 3$.

При идентификации двигателя наиболее важным вопросом является выбор количества нейронов скрытого слоя S . При малом количестве нейронов сеть не может выполнять поставленную задачу, а при большом наблюдается явление переобучения и растет объем вычислений. Для данной задачи оптимальные значения $S = 9 \dots 14$, при этом ошибка обучения, а также ошибка на контрольном и тестовом множестве не превышают $10^{-5} \dots 10^{-4}$.

Успех тренировки сети в значительной степени зависит от длины обучающей выборки N и такта дискретности, определяет интервал между двумя последовательными моментами съема данных. Оптимальным в решаемой задаче является: $N_B = 10000$ и $\Delta t = 0,05$ с. При увеличении снижается точность, исчисляется и разница между ошибкой обучения и ошибкой, полученной на контрольном и тестовом множестве. Уменьшение Δt вызывает необходимость соответствующего увеличения N_B и, как следствие, значительно увеличивается время тренировки сети, при этом существенного снижения не наблюдается.

Для получения представительной выборки необходимо правильно задать максимальное и минимальное значение интервала идентификации. Размер их зависит от параметров объекта Subsystem; в данной работе принято $t_{\min} = 4 \dots 5$ с, $t_{\max} = 10 \dots 20$ с.

При синтезе нейросетевой модели системы задается количество элементов запаздывания на входе z_1 и выходе z_2 модели. Наилучшие результаты получены при $z_1 = 2$, $z_2 = 2 \dots 4$.

Результат тренировки сети зависит от начального значения весов нейронной сети w_{ij} и количества циклов обучения N . Для достижения глобального минимума процесс обучения необходимо повторять много раз при различных начальных значениях w_{ij} и величине N . В данной работе для каждого варианта сети выбиралось несколько десятков начальных точек расчета, количество циклов обучения, по окончании которых ошибка обучения переставала уменьшаться, составляло 300...400.

Выводы

В статье выполнен синтез нейрорегулятора прогноза NN Prediction Controller для решения задачи диагностики состояния двигателя вертолета Ми-8МТВ в реальных режимах работы путем разработки модели нейросетевой системы в Simulink программного пакета MATLAB. Также установлено, какие

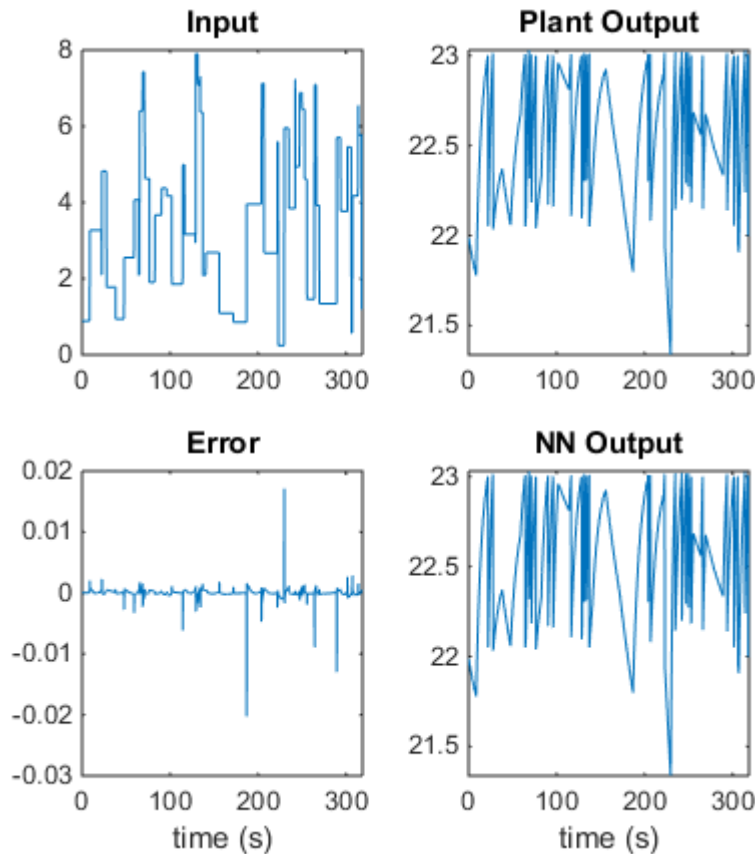


Рис. 5. Результаты тренировки модели

параметры существенно влияют на качество регулирования и определены оптимальные значения параметров.

Использование нейросетевой модели объекта управления обеспечивает высокое качество идентификации и оптимальных значений параметров позволило синтезировать нейрорегулятор, который обеспечивает высокие динамические характеристики системы.

Литература

1. Диагностика и неразрушающий контроль летательных аппаратов и авиадвигателей / [Пивоваров В. А., Машошин О. Ф., Хрустик С. Г., Санников А. В.]. – М. : МГТУ ГА, 2011. – 89 с.
2. Машошин О. Ф. Информационное обеспечение процессов диагностирования авиационной техники / О. Ф. Машошин, А. В. Бигус // Научный вестник МГТУ ГА. – М. : МГТУ ГА, 2002. – № 49. – С. 44–48.
3. Машошин О. Ф. Информационное обеспечение процессов диагностирования авиадвигателей / О. Ф. Машошин // ЕТАК : материалы научн. трудов конф. – Егорьевск, 2001. – С.15–16.
4. Машошин О. Ф. Диагностика авиационной техники : учебное пособие / О. Ф. Машошин. – М. : МГТУ ГА, 2007. – 141 с.
5. Синтез нейрорегулятора NN Predictive Controller для управління трьохмасовою електромеханічною системою / [Василець Т. Ю., Варфолом'єв О. О., Тютюн Р. В., Алф'оров Ю. О., Власов А. О.] // Системи обробки інформації. – 2017. – Випуск 3 (149). – С. 88–95.
6. Машошин О. Ф. Инструментальные методы диагностики авиационной техники : учебное пособие / О. Ф. Машошин. – М. : МГТУГА, 2010. – 88 с.
7. Машошин О. Ф. Диагностика авиационного газотурбинного двигателя по наличию вредных примесей в системе кондиционирования воздуха / О. Ф. Машошин, Г. С. Зонтов // Научный вестник МГТУ ГА. – М. : МГТУ ГА, 2014. – № 205. – С. 44–48.
8. Пивоваров В. А. Применение аппарата теории статистической классификации к задачам диагностирования авиационной техники / В. А. Пивоваров, О. Ф. Машошин // Научный вестник МГТУ ГА. – М. : МГТУ ГА, 1999. – № 20. – С. 25–30.
9. Клепиков В. Б. Применение методов нейронных сетей и генетических алгоритмов в решении задач управления электроприводами / В. Б. Клепиков, К. В. Махотило, С. А. Сергеев // Электротехника. – 1999. – № 5. – С. 2–6.
10. Нейро-фаззи регулятор для электроприводов с проскальзыванием / [Клепиков В. Б., Клепиков А. В., Глебов О. Ю., Моисеенко П. Л., Полянская И. С.] // Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут». – Харків : НТУ«ХПИ». – 2002. – Т.4. – № 9. – С. 47–52.
11. Руденко О. Г. Основы теории искусственных нейронных сетей / О. Г. Руденко, Е. В. Бодянский. – Харьков : ТЕЛЕТЕХ, 2002. – 317 с.
12. Лиля В. Б. Алгоритм и программная реализация адаптивного метода обучения искусственных нейронных сетей / В. Б. Лиля // Инженерный вестник Дона. – 2012. – Т. 19. – № 1. – С. 55–59.
13. Головкин В. А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Книга 4 : учебное пособие для вузов / В. А. Головкин. – М. : ИПРЖР, 2001. – 256 с.

References

1. Diagnostika i nerazrushajushhij kontrol' letatel'nyh apparatov i aviadvigatelej / [Pivovarov V. A., Mashoshin O. F., Hrustikov S. G., Sannikov A. V.]. – M. : MG TU GA, 2011. – 89 s.
2. Mashoshin O. F. Informacionnoe obespechenie processov diagnostirovaniya aviacionnoj tehniki / O. F. Mashoshin, A. V. Bigus // Nauchnyj vestnik MG TU GA. – M. : MG TU GA, 2002. – № 49. – S. 44–48.
3. Mashoshin O. F. Informacionnoe obespechenie processov diagnostirovaniya aviadvigatelej / O. F. Mashoshin // ETAK : materialy nauchn. trudov konf. – Egor'evsk, 2001. – S.15–16.
4. Mashoshin O. F. Diagnostika aviacionnoj tehniki : uchebnoe posobie / O. F. Mashoshin. – M. : MG TU GA, 2007. – 141 s.
5. Sintez nejroreguljatora NN Predictive Controller dlja upravlinnja tr'ohmasovuju elektromehaničnuju sistemoju / [Vasilec' T. Ju., Varfolomiev O. O., Tjutjun R. V., Alf'orov Ju. O., Vlasov A. O.] // Sistemi obrobki informacii. – 2017. – Vipusk 3 (149). – S. 88–95.
6. Mashoshin O. F. Instrumental'nye metody diagnostiki aviacionnoj tehniki : uchebnoe posobie / O. F. Mashoshin. – M. : MGTUGA, 2010. – 88 s.
7. Mashoshin O. F. Diagnostika aviacionnogo gazoturbinnogo dvigatelja po nalichiju vrednyh primesej v sisteme kondicionirovanija vozduha / O. F. Mashoshin, G. S. Zontov // Nauchnyj vestnik MG TU GA. – M. : MG TU GA, 2014. – № 205. – S. 44–48.
8. Pivovarov V. A. Primenenie apparata teorii statističeskoj klassifikacii k zadacham diagnostirovanija aviacionnoj tehniki / V. A. Pivovarov, O. F. Mashoshin // Nauchnyj vestnik MG TU GA. – M. : MG TU GA, 1999. – № 20. – S. 25–30.
9. Klepikov V. B. Primenenie metodov nejronnyh setej i genetičeskikh algoritmov v reshenii zadach upravlenija jelektroprivodami / V. B. Klepikov, K. V. Mahotilo, C. A. Sergeev // Jelektrotehnika. – 1999. – № 5. – S. 2–6.
10. Nejro-fazzi reguljator dlja jelektroprivodov sproskal'zvyvanijem / [Klepikov V. B., Klepikov A. V., Glebov O. Ju., Moiseenko P. L., Poljanskaja I. S.] // Visnik Nacional'nogo tehničnogo universitetu «Harkivskij politehničnij institut». – Harkiv : NTU«HP». – 2002. – T.4. – № 9. – S. 47–52.
11. Rudenko O. G. Osnovy teorii iskusstvennyh nejronnyh setej / O. G. Rudenko, E. V. Bodjanskij. – Har'kov : TELETEH, 2002. – 317 s.
12. Lila V. B. Algoritm i programmnaja realizacija adaptivnogo metoda obuchenija iskusstvennyh nejronnyh setej / V. B. Lila // Inženernyj vestnik Dona. – 2012. – T. 19. – № 1. – S. 55–59.
13. Golovko V. A. Nejrornyje seti: obuchenie, organizacija i primenenie. Kniga 4 : uchebnoe posobie dlja vuzov / V. A. Golovko. – M. : IPRZhR, 2001. – 256 s.

Рецензія/Peer review : 03.04.2018 р. Надрукована/Printed : 19.05.2018 р.
Стаття рецензована редакційною колегією