

КИБЕРНЕТИКА

МРНТИ 28.23.37

Г. Н. Пащенко

Институт информационных и вычислительных технологий
г. Алматы, Казахстан

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ ОБЪЕКТОМ С НЕТОЧНЫМИ ДАННЫМИ И ЗАПАЗДЫВАНИЕМ*

Аннотация. Предложен алгоритм для построения нейросетевой системы управления объекта с неточными данными и запаздыванием. Создан пакет прикладных программ, в который включены блоки, описывающие классы, блоки формирования входных данных, блоки обучения нейронных сетей. В созданном пакете реализован алгоритм Левенберга – Марквардта, действие которого заключалось в последовательном приближении заданных начальных значений параметров к искомому локальному оптимуму. От разработок в данной области смоделированный пакет программ отличается тем, что он легко может быть дополнен новыми блоками, необходимыми для дальнейших исследований. Данное программное обеспечение может применяться довольно широким кругом пользователей как в практических целях, так и в дальнейших научных исследованиях.

Ключевые слова: нейронная сеть, объект с неточными данными, запаздывание.



Түйіндеме. Нақты емес және кешіккен деректер объектісімен нейронды желілік басқару жүйесін тұрғызу үшін алгоритм ұсынылды. Сипаттайтын блоктар, кіріс деректерді жасау блоктары, нейрондық жүйені үйрету блоктары бар қолданбалы бағдарлама кешені құрылды. Жасалған пакетте Левенберг – Марквард алгоритмі жүзеге асырылған, оның іс-әрекеті параметрлердің берілген бастапқы мәндерін ізделіп отырған локальды оптимумға біртіндеп жуықтаудан тұрады. Бұл саладағы жасалымдардан мо-

*Источник финансирования исследований: РГП «Институт информационных и вычислительных технологий» Комитета науки Министерства образования и науки Республики Казахстан.

делденген программалар пакетінің өзгешелігі оның қажет болған жағдайда одан өрі зерттеулерге қажетті жаңа блоктармен толықтырыла алатындығында. Бұл программалық қамсыздандыруды тәжірибелік мақсаттада, одан арғы зерттеулерде көпшілік қолданушылар пайдалана алады.

Түйінді сөздер: нейронды• жүйе, нақты емес деректер объектісі, кешігу.



Abstract. The algorithm for the construction of the neural network system of controlling the object with inaccurate data and delay. The package of application programs was created, including the blocks, describing the classes, blocks of formation of the input data and blocks of learning the neural networks. The algorithm of Levenberg-Marquardt is realized in a created package, which works by the sequence of approximations of the given initial parameters to the searched local optimum. The difference of modeled package of programs from the developments in this field, that it can be updated with the new blocks, necessary for the further researches. The given application program can be used by the fairly wide range of users, both for the practical purposes and for the further scientific researches.

Key words: neural network, object with inaccurate data, delay.

Введение. Интеллектуальные системы управления в последнее время считаются одним из самых перспективных направлений в научных исследованиях. Создание современных интеллектуальных технологий в приложении к задачам управления сложными динамическими объектами вызывает наибольший интерес. Большинство современных технологических линий и машин из различных областей промышленности относятся к сложным объектам. Г. В. Масютина, С. Омату, Я. З. Червяков, В. Ф. Лубенцов и др. [1-4] проводили исследования в области управления сложными динамическими объектами, которым, как правило, присущи такие качества, как запаздывание, нестационарность, нелинейность, неточность данных. Эти исследования не завершены и требуют дальнейшего развития. Научная новизна данной работы заключается в разработке алгоритма построения интеллектуальной системы управления интервальнозаданным объектом с запаздыванием на основе искусственных нейронных сетей, включающего в себя выбор оптимальной нейронной сети и создания архитектуры нейронных сетей для моделей данных интеллектуальных систем. Решаемая в работе задача является актуальной, поскольку для Казахстана иссле-

дования в этой области являются сравнительно новыми и существующие методы не могут полностью справиться с поставленными задачами. Возникает необходимость в разработке новых методов для создания интеллектуальных систем управления техническими объектами в соответствии с современными требованиями.

Рассмотрим объект с неточными данными и запаздыванием, математическая модель которого описывается системой интервальных дифференциальных уравнений с запаздывающим аргументом:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + A_1 x(t - \tau), \\ x(t + \nu) &= \varphi(\nu), \quad -\tau \leq \nu \leq 0, \end{aligned} \quad (1)$$

где $t \in [t_0, \infty) \equiv J(t_0)$; $x(t) \in R^n$ – вектор состояний объекта;

$x(t - \tau) \in R^n$ – вектор состояний объекта, запаздывающий на время τ ; $\tau > 0$;

$\tau = \text{const} < \infty$ – величина запаздывания;

$\varphi(\nu) \in C([- \tau, 0], R^n)$ – непрерывная, ограниченная начальная векторная функция;

$C([- \tau, 0], R^n)$ – пространство непрерывных функций $\varphi(\nu)$ на отрезке $[- \tau, 0]$ с нормой $\|\varphi(\nu)\|_{\tau} = \max_{-\tau \leq \nu \leq 0} \|\varphi(\nu)\|$;

$\|\varphi(\nu)\|$ – евклидова норма вектора $\varphi(\nu)$;

$\|\varphi(\nu)\| < \nu(t_0)$, $\nu \in [- \tau, t]$, $\nu(t_0)$ – некоторое число;

$A, A_1 \in IR^{n \times n}$, $A_1 \in IR^{n \times n}$ – постоянные интервальные матрицы;

$A = (a_{ij})$, $a_{ij} = [\underline{a}_{ij}, \bar{a}_{ij}]$, $1 \leq i, j \leq n$,

$A_1 = (a_{(1)ij})$, $a_{(1)ij} = [\underline{a}_{(1)ij}, \bar{a}_{(1)ij}]$, $1 \leq i, j \leq n$ IR – множество всех вещественных интервалов;

$IR = \{x \in R \mid \underline{x} \leq x \leq \bar{x}, \underline{x}, \bar{x} \in R\}$, \underline{a}_{ij} , \bar{a}_{ij} – нижние и верхние границы значений элементов матрицы A , $\underline{a}_{ij(1)}$, $\bar{a}_{ij(1)}$ – нижние и верхние границы значений элементов матрицы A_1 .

Постановка задачи формулируется следующим образом: необходимо разработать систему управления объектом с неточными параметрами и запаздыванием на основе искусственных нейронных сетей.

Методы исследования. Для решения поставленной задачи использовались: методы системного анализа и теории управления, теория матриц, теория дифференциальных уравнений, аппарат интервального анализа, теория искусственного интеллекта, методы математического и имитационного моделирования систем управления, теория нейронных сетей.

Рассмотрим систему автоматического управления. Для создания интеллектуальной системы управления объектом с неточными данными и запаздыванием в системе используются 3 нейросетевых модуля. Модули состоят из нейросетевой модели (НСМ) и оптимизатора (ОПТ). Каждая из представленных моделей на определенных участках протекания процесса наиболее приближена к определенному фактическому состоянию объекта. Каждой модели соответствует нейросетевой регулятор [4]. Нейросетевые регуляторы предварительно обучаются на основе информации о параметрах модели объекта. Нейросетевая модель НСМ1 соответствует первому случаю. Второму случаю соответствует нейросетевая модель НСМ2. Третьему случаю соответствует нейросетевая модель НСМ3. Нейросетевые модели НСМ2 и НСМ3 дают возможность оперирования интервальными значениями параметров объекта, т. е. применимы в условиях параметрической неопределенности. Под многомодульностью понимается наличие и применение 3-х НС-моделей объекта управления, которые представляются в виде модулей с определенными параметрами, и 3-х НС-регуляторов, которые также представляются в виде отдельных модулей, оптимизированных с использованием соответствующей НС-модели объекта. Оптимизированная нейросетевая структура, состоящая из НС-модели и НС-регулятора, реализуется за счет изменения связей в системе.

Обсуждение результатов. Одним из этапов разработки интеллектуальной системы управления интервально-заданным

объектом с запаздыванием является выбор оптимальной нейронной сети для исследования динамических свойств и построения данной системы. При построении интеллектуальной системы управления объекта с неточными данными и запаздыванием на основе искусственных нейронных сетей предлагается алгоритм, состоящий из 9 шагов:

- Шаг 1. Определение количества модулей, являющихся нейросетевыми моделями, в интеллектуальной системе.
- Шаг 2. Определение количества возможных случаев задания параметров нейросетевой модели.
- Шаг 3. Выбор входных и выходных параметров модулей.
- Шаг 4. Формирование примеров и содержимого входных и выходных векторов. Определение числовых диапазонов, в пределах которых находятся входные и выходные параметры.
- Шаг 5. Проектирование нейронной сети: выбор структуры, определение числа слоев и количества нейронов в каждом слое.
- Шаг 6. Выбор алгоритма обучения нейронной сети.
- Шаг 7. Обучение нейронной сети с помощью выбранного алгоритма.
- Шаг 8. Проверка и оптимизация нейронной сети.
- Шаг 9. С использованием многослойных нейронных сетей построена система управления интервально-заданным объектом с запаздыванием.

Построение системы управления объектом с неточными данными и запаздыванием на основе нейронных сетей осуществлялось по вышеприведенному алгоритму.

Построение по алгоритму:

- Шаг 1. Количество модулей в нейросетевой системе приняли равным трем. Данные модули представляют собой нейросетевые модели. Система соответствует технологическому процессу и состоит из модулей, каждый из которых на каждом участке процесса приближен к состоянию данного технологического процесса.
- Шаг 2. Количество возможных случаев задания параметров нейросетевой модели приняли равным 3. Рассматривались следующие случаи:

Случай 1. Параметры модели получены как среднеарифметические интервалах неопределенности.

Случай 2. Параметры модели заданы значениями, соответствующими наихудшему сочетанию.

Случай 3. Параметры модели заданы среднеинтервальными значениями.

На этом шаге алгоритма используется возможность оперирования интервально-заданными значениями объекта.

Шаг 3. Определили параметры для входного слоя и выходного слоя нейронной сети каждого модуля.

Входные и выходные параметры модулей выбирались соответственно трём, описанным ранее случаям: параметры, представленные как среднеарифметические в интервалах неопределенности; параметры заданные значениями, соответствующими их наихудшему сочетанию и параметры, заданные среднеинтервальными значениями.

Шаг 4. Сформировали примеры и содержимое входных и выходных векторов. Определили числовые диапазоны, в пределах которых находятся входные и выходные параметры.

Входные параметры меняются в пределах определенных интервалов.

Шаг 5. Проектирование нейронной сети: выбор структуры, определение числа слоев и количества нейронов в каждом слое.

Нейронная сеть для каждого модуля состоит из трех слоев: два скрытых слоя и один выходной слой. Входной слой называется нулевым слоем и не принимается во внимание при подсчете слоев. Первый скрытый слой состоит из 10 нейронов. Второй скрытый слой содержит 5 нейронов. Выходной слой имеет 2 выхода.

Шаг 6. Выбор алгоритма обучения нейронной сети.

НС состоит из нескольких слоев нейронов (общее число слоев – K , при этом входной слой считается нулевым), которые получают, обрабатывают и передают информацию относительно связей входных параметров и соответствующих откликов.

Нейронная сеть имеет один входной слой, один выходной слой и, как минимум, один скрытый слой. Ограничений относи-

тельно числа скрытых слоев не существует, но, как правило, применяют один или два. Количество входов и выходов сети определяем по количеству входных и выходных параметров исследуемого технологического процесса. Число нейронов скрытого слоя выбирается чисто эмпирическим путем. Как правило, данное количество определяется следующим образом:

$$n_{\text{вх}} + n_{\text{вых}}$$

где $n_{\text{вх}}$, $n_{\text{вых}}$ – количество нейронов во входном и выходном слоях.

Во входном слое имеем N образов x , в выходном слое – Q образов y . В сеть входит промежуточный слой нейронов. Эти нейроны выполняют классификацию и выделение признаков по информации, обеспечиваемой входными и выходными слоями. $W_{i,j}^{(k)}$ – весовой коэффициент синаптической связи, соединяющей i -й нейрон слоя $(k-1)$ с j -м нейроном слоя k ; $S_i^{(k)}$ – вход i -го нейрона в k -ом слое; $f_i^{(k)}$ – вычисленный выход i -го нейрона в k -ом слое; d_i – требуемый выход i -го нейрона.

Величина $S_i^{(k)}$ является взвешенной суммой входных сигналов нейрона и представлена формулой (2):

$$S_i^{(k)} = \sum_{j=0}^L f_j^{(k-1)} \cdot W_{i,j}^{(k)}, \quad (2)$$

где L – число нейронов в слое $(k-1)$ с учетом нейрона с постоянным выходным состоянием $+1$, задающего смещение.

Для обучения НС использовался алгоритм Левенберга – Марквардта. Проведенная сравнительная оценка алгоритмов обучения нейронных сетей показала, что, используя данный алгоритм, можно достигнуть наилучшего качества обучения нейронных сетей. Используя в качестве алгоритма обучения алгоритм Левенберга – Марквардта, проведено обучение НС. На вход НС последовательно подаются все элементы обучающей последовательности, а затем вычисляются ее выходные значения и показатели качества обучения.

Применялся подход, позволяющий улучшить необходимые вычисления и оптимизирующий процесс обучения нейронных

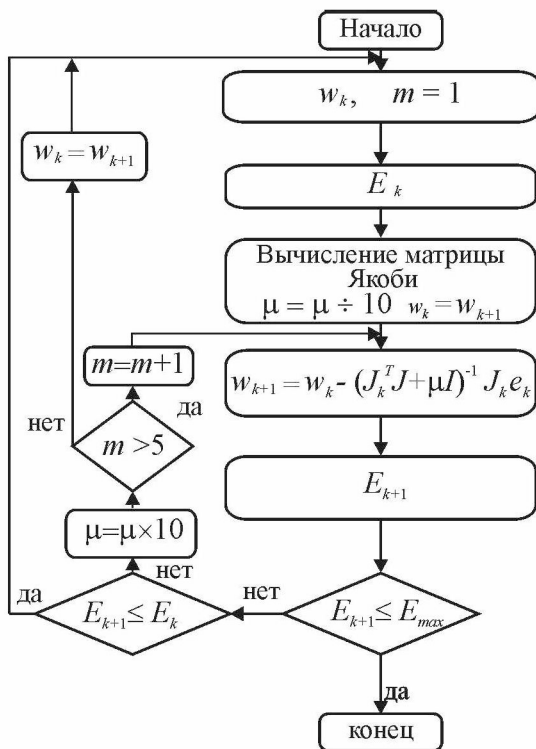
сетей, используя алгоритм Левенберга – Марквардта (рисунок) в качестве алгоритма обучения, предложенного в работе [5]. Как следствие, повысилась эффективность использования памяти и дополнительно увеличилась скорость обучения. Данный алгоритм реализован на языке программирования высокого уровня Java. На рисунке представлена блок-схема выбранного алгоритма Левенберга – Марквардта.

- Шаг 7. Обучение нейронной сети с помощью выбранного алгоритма. Первоначальные числовые значения для весовых коэффициентов задаются в пределах от 0,1. Выбирается функция активации.
- Шаг 8. Проверка и оптимизация нейронной сети. На этом этапе осуществлялись многократные обращения ко всем предыдущим шагам данного алгоритма. Производился расчет ошибки и коррекция весов нейронной сети.
- Шаг 9. С использованием многослойных нейронных сетей построена система управления интервально-заданным объектом с запаздыванием.

В системе MATLAB получены графики, демонстрирующие обучение нейронной сети с использованием различных методов обучения. Проведено сравнение данных графиков.

Обученные с помощью алгоритма Левенберга – Марквардта нейронные сети присутствуют в каждой из 3-х нейросетевых моделей, входящих в состав рассматриваемой системы автоматического управления. Построена интеллектуальная система управления с использованием разработанного алгоритма построения интеллектуальной системы управления интервально-заданным объектом с запаздыванием на основе искусственных нейронных сетей. Каждая из нейросетевых моделей включалась с систему параллельно.

При переменных неточных параметрах, т. е. изменяющихся в пределах определенных интервалов, полученная интеллектуальная система обеспечивает необходимое управление объектом. Сравняются сигналы на выходе объекта и на выходах каждой нейросетевой модели. При изменении параметров объекта и при изменении переменных задающих воздействиях, клю-



Блок схема алгоритма
Левенберга – Марквардта

чевой элемент, присутствующий в системе, меняет структуру данной системы. Выбирается только одна из трех, имеющихся в системе нейросетевых моделей. Сигналы, пропорциональные интегральной модульной ошибке, рассматриваются блоком селектирования, которым выделяется минимальный сигнал. На основе этого определяется командный сигнал и происходит переключение ключевого элемента, после чего система меняет структуру за счет присутствующих в ней 3-х нейросетевых моделей. То есть происходит переключение на

одну из этих 3-х нейросетевых моделей. Управление осуществляется одним из 3-х нейросетевых модулей, в зависимости от входных параметров. Рассмотрены 2 случая представления интервально-заданных параметров: случай, когда они задавались как среднеарифметические значения в интервалах неопределенности и случай, когда параметры модели задавались значениями, соответствующими среднеинтервальным значениям.

На языке Java был создан пакет прикладных программ, включающий в себя блоки, описывающие классы, блоки формирования входных данных, блоки обучения нейронных сетей. В блоках

обучения нейронных сетей использовались различные алгоритмы обучения, такие, как алгоритм обратного распространения, метода случайных приращений, алгоритм Левенберга – Марквардта.

Реализация алгоритма Левенберга – Марквардта в созданном пакете прикладных программ заключалась в последовательном приближении заданных начальных значений параметров к искомому локальному оптимуму. Значения параметров устанавливались таким образом, чтобы определялся локальный минимум функции ошибки задачи наименьших квадратов. В результате проведенных экспериментов оказалось, что наибольшим быстродействием обладает алгоритм Левенберга – Марквардта, что подтверждают полученные графики.

Заключение. Таким образом, с использованием предложенного алгоритма построена интеллектуальная система управления объектом с запаздыванием на основе искусственных нейронных сетей, включающая в себя 3 нейросетевых модуля, соответствующих 3-м различным состояниям системы. Разработка и создание интеллектуальной системы управления сложными объектами повышает эффективность управления техническими объектами, технологическими процессами и позволяет эффективно использовать сырьевые ресурсы. От разработок в данной области этот пакет программ отличается тем, что при необходимости он легко может быть дополнен новыми блоками, необходимыми для дальнейших исследований. Программное обеспечение может применять довольно широкий круг пользователей как в практических целях, так и при дальнейших научных исследованиях.

Список литературы

1 Масютина Г.В. Синтез робастных систем управления с использованием каскадно-связанных модифицированных нелинейных, нечетких и нейросетевых регуляторов: автореф. дис. канд. техн. наук. – Ставрополь, 2011. – 228 с.

2 Масютина Г.В. Методика решения многокритериальной задачи выбора структуры каскадной САУ в условиях неопреде-

ленности // *Фундаментальные исследования*. – 2010. – № 12. – С. 119-126.

3 *Омату С., Халид М., Юсоф Р.* Нейроуправление и его приложения // *Нейроконтроллеры и их применение*. Кн. 2 / под ред. А.И.Галушкина, В.А.Птичкина. – М.: ИПРЖР, 2000. – 272 с.

4 *Червяков Н.И., Лубенцов В.Ф., Рудакова Т.А.* Нейросетевая система автоматического управления с переменной структурой // *Инфокоммуникационные технологии*. – 2008. – № 1. – С. 8-12.

5 *Wilamowski B.M., Hao Yu.* Improved computation for Levenberg-Marquardt training // *IEEE Transactions on Neural Networks*. – 2010. – Vol 21. – P. 930-937.

Пащенко Галина Николаевна, кандидат технических наук, доцент
e-mail: galina_pashenko@mail.ru