

подход позволяет расширить выразительную мощь семантического профиля веб-сервиса.

Направление дальнейших исследований будет связано с разработкой метрики для вычисления семантического расстояния между парой таких аннотаций.

**Список литературы:** 1. *Y. Ganjisaffar A Similarity Measure for OWL-S Annotated Web Services* [Text] / *Ganjisaffar Y., Abolhassani H., Neshati M.* // Proceedings of the 2006 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence. – Hong Kong, 2006. – P. 621 – 624. 2. *Д. А. Плиско* Расширение возможностей программного обеспечения при использовании баз знаний, основанных на OWL 2.0 [Текст] / *Плиско, Д. А., Шевченко А. Ю.*, // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2010. – Т.4. – № 2 (46). – С. 32-36. 3. Preliminary Design of JML: A Behavioral Interface Specification Language for Java. TR #98-06-rev29 [Text] / *Leavens G. T., Baker A. L., Ruby C.* – Department of Computer Science, Iowa State University, USA. – 2006. – 84 pp. 4. Mukund Linear-Time Temporal Logic and Buchi Automata [Text] / *Mukund M.* // Winter School on Logic & Computer Science. – ISI Calcutta, Dec 1996–Jan 1997. – 22 pp. 5. C.A.R. Hoare. An axiomatic basis for computer programming [Text] / *Hoare C.A.R.* // Communications of the ACM. – 12(10):576,1969. – P.580-583. 6. *B. Beckert* Verification of Object-Oriented Software: The KeY Approach [Text] / *Beckert B., Hahnle R., Schmitt P.* – LNCS, Springer, 2007. – vol 4334. – 658 p. 7. *Ф. А. Новиков* Учебно-методическое пособие по дисциплине «Системы представления знаний» [Текст] / *Новиков Ф. А.* – СПб:ИТМО, 2007. – 119 с. 8. *R. Baeza-Yates* Modern Information Retrieval [Text] / *Baeza-Yates R. Ribeiro-Neto B.* – Addison-Wesley, 1999 – 513 p. 9. *B. Meyer* Applying “Design By Contract” [Text] / *Meyer Bertran* // Computer (IEEE). – 1992. – vol 25, №10. – P. 40 – 51. 10. UML 2.0 OCL OMG Adopted Specification: ptc/03-10-14. – [действующий с 2004-04-30]. – OMG, 2004. – 226 p. – (OMG стандарт).

*Надійшла до редколегії 20.04.2013*

УДК 519.7:007.52

**Онтологическая модель представления знаний для семантического аннотирования профиля процесса / О. Л. Шевченко** // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХПІ», – 2013. – № 26 (999). – С.48-53. – Бібліогр.: 10 назв.

У роботі запропонована модель семантичної анотації профілю процесу. На відміну від профілю OWL-S, модель дозволяє анотувати не тільки параметри процесу, але і їх взаємозв'язок та задачу, для виконання якої призначений процес. Це значно поглиблює та уточнює семантичну навантаженість профілю. Також для онтологічних інженерів сформульовані базові принципи складання таксономії дій, об'єктів та властивостей, які будуть використовуватися в анотаціях.

**Ключові слова:** семантичний профіль, онтологія дій, OCL, OWL-S.

There have been proposed semantic annotation model for process profile. As opposed to OWL-S profile it allows to annotate parameters relations, restrictions and generalized goal of the annotated component. It makes semantic annotation much more expressive. Also basic principles for ontology engineers to organize taxonomy of actions and objects as types of nodes in semantic annotations are given.

**Keywords:** statistical data, processing, class, classification, opinion poll, algorithm.

УДК 518.9+681.51.011

**М. Б. МУНИБ**, соискатель, Таврический национальный университет им. В. И.Вернадского, Симферополь

## **ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ОБРАТНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ ОШИБКИ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ НЕЙРОКОНТРОЛЛЕРОВ**

Построение нейронного контроллера происходит с помощью нейронных сетей обратного распространения ошибки. Описан процесс построения нейронного контроллера с выделением основных стадий. Обособлена техника обучения нейронного контроллера с целью минимизации ошибки вывода результатов поставленной задачи.

**Ключевые слова:** Нейронный контроллер, нейронные сети, процесс обучения сети, обратное распространение ошибки, программная модель, минимизация ошибки.

© М. Б. МУНИБ, 2013

**Введение.** Разработка любой системы автоматического управления, прежде всего, заключается в дополнении управляемого объекта некоторыми внешними звеньями так, чтобы процесс в объекте происходил по заданному сценарию, т.е. в соответствии с предварительно сформированными критериями.

Предпочтение тех или иных критериев, обусловлено, прежде всего, тем, что целью функционирования любой системы, в том числе и автоматического регулирования, является формирование на выходе управляемого объекта в любой момент времени такого значения регулируемой величины, которое бы максимально приближалось к заданному. Однако, бывают такие случаи, когда данное значение должно быть постоянным, тогда, есть место говорить, что система будет системой стабилизации. В случае же, когда оно изменяется во времени по заранее известным законам, мы имеем систему программируемого управления, а в тех случаях, когда закон изменения конечного значения неизвестный, система будет называться отслеживаемой. Отсюда вытекает, что, критерий качества функционирования системы должен отражать степень приближения выходных сигналов к заданным, с учетом необходимости соблюдения определенных дополнительных требований. Хотя, на сегодняшний день, в научной литературе современников, достаточно широко представлен вопрос построения нейроконтроллеров, применение нейросетей обратного распространения ошибки в этом аспекте практически не раскрыто. Это и послужило толчком к выбору темы исследования.

На сегодняшний день нейроконтроллеры занимают ведущее место в системе математического моделирования. Одним из методов построения данных контроллеров является метод нейронных сетей, основанный на принципах функционирования мозга человека. Сочетая знания в области медицины и нейрофизиологии с имеющимися разработками и идеями в области информатики, ученые выделили основные функциональные и структурные единицы, которые обеспечивают умственную деятельность человека. Эти знания послужили мощным толчком для создания такого незаменимого инструмента, как искусственные нейронные сети. Изучение научной литературы основанной на данном направлении показывает, что нейронные сети задействованы в достаточно широком спектре отраслей научной деятельности, они применяются при обработке и распознавании образов, в статистике и численных методах, биологии. Решение задач построения нейронных контроллеров является очень важной задачей, которую необходимо решать при разработке различных научных комплексов, в частности систем управления. Решение этой задачи позволяет решить проблему определения параметров различных систем с целью определения возможности их работы; можно решить задачу автоматизации систем и управление механизмами.

На базе этих знаний можно разработать методику, которая будет обеспечивать высокое качество и малое время распознавания основных параметров. Для этого в работе необходимо предложить метод построения нейроконтроллера основанный на применении сетей обратного распространения ошибки.

Развитие информационных технологий и теории цифровых систем управления создало необходимые условия для успешного решения поставленных задач, путем замены аналоговых вычислительных средств цифровыми [1]. Использование цифровых методов вычисления позволяет применить современные алгоритмы управления, осуществлять изменение структуры и параметров алгоритмов управления. Наиболее эффективным направлением является разработка систем

управления на основе адаптивного подхода в сочетании с методами теории искусственных нейронных сетей [2]. Это достигается путем внедрения в систему обученного нейронного контроллера. Его построение и обучение происходит с использованием нейронных сетей. Исследованиями, которыми занимались такие ученые как: Р. Каллан [3], А. Галушка [4], В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин [5], О. Г. Руденко, Е.В. Бодянский [6], В.В. Круглов, В.В. Борисов [7], С. Осовский [8] и другие.

Однако, детального описания процесса построения нейроконтроллера при помощи нейросетей обратного распространения ошибки не обнаружено, что говорит об актуальности дальнейшего изучения и усовершенствования методов обучения сетей обратного распространения ошибки с дальнейшим применением на практике.

**Цель работы.** Построение нейронного контроллера с помощью нейросетей обратного распространения ошибки. Описание процесса построения нейроконтроллера с выделением основных стадий. Обособление техники обучения нейронного контроллера с целью минимизации ошибки вывода результатов поставленной задачи.

**Обсуждение результатов.** В общей сложности, модель нейроконтроллера можно построить, если использовать определенный механизм аппроксимации, который базируется на применении полученных во время его исследования последовательностей входных и выходных сигналов, которые были измерены в определенные моменты времени. Получить аналитическую модель в таком случае сложно, поэтому целесообразно применить способ, который обеспечивает автоматическую процедуру построения модели. Такой способ основывается на использовании искусственной нейронной сети как универсального аппроксиматора, что во время обучения с использованием заданных последовательностей может приспособиться к заданным входным данным так, чтобы на выходе сети получать значения, которые были бы максимально приближены к соответствующим заданным выходным сигналам. В случае приемлемой полноты учебных последовательностей и правильного предварительного выбора архитектуры нейронная сеть сможет корректно идентифицировать объект, т.е. реагировать на различные сигналы, которые поданы на ее вход так, как на это реагировал бы сам объект.

Такая модель может использоваться для построения контроллера.

Альтернативный подход к синтезу контроллера заключается в жестком навязывании эталона, к которому необходимо привести систему. Степень приближения создаваемой системы к эталону оценивается минимальным расхождением между выходами системы и эталона.

Математически такая оценка может быть задана в виде критерия минимума среднеквадратической погрешности и поэтому модель объекта, который используется при синтезировании контроллера, должна как можно точнее отвечать его физической реализации. Однако, исходя из проведенных исследований описанных в современной научной литературе, является самой точной и модель, которая воспроизводит объект через экспериментально измерены входные и выходные последовательности, и поэтому естественным будет получить с помощью этих последовательностей (прямо или косвенно) аналогичное представление контроллера в виде входных и выходных последовательностей. Такое представление наиболее целесообразно реализовать с помощью нейронной сети обратного распространения ошибки.

Построение такой сети целесообразно разбить на две основных стадии. Первая, из которых, это построение нейронной сети. В свою очередь вопрос построения нейронной сети следует условно разделить на выбор архитектуры нейронной сети, а также ее обучение.

Рассматривая каждый этап по отдельности, выступает некий алгоритм построения нейросети. Таким образом, находясь вначале первой стадии, следует выбрать число входов, тип связи, передаточные функции, определить входы и выходы сети. Такая работа является несколько трудоемкой, однако в каждом отдельном случае нет необходимости проводить данные манипуляции, поскольку, на сегодняшний день, исследовано достаточно много всевозможных нейронных сетевых архитектур, при этом результативность практически всех доказана.

В данной работе в качестве нейросети примем программную модель нейронной сети. На вход нейрона поступает множество сигналов, которые являются выходами других нейронов. На рис. 1 приведена схема, которая реализует эту идею.

На рис. 1 видно, что множество входных сигналов, обозначенных  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , поступает на искусственный нейрон. Эти входные сигналы в совокупности обозначено вектором  $X$ . Каждый сигнал умножается на соответствующий вес –  $w_1, w_2, \dots, w_n$ , и он поступает в суммированный блок, обозначенный символом  $\Sigma$ . Множество весов в совокупности обозначается вектором  $W$ . Суммированный блок добавляет взвешенные входы алгебраично, создавая выход, который называется NET, что в векторном виде записывается как  $NET = XW$ .

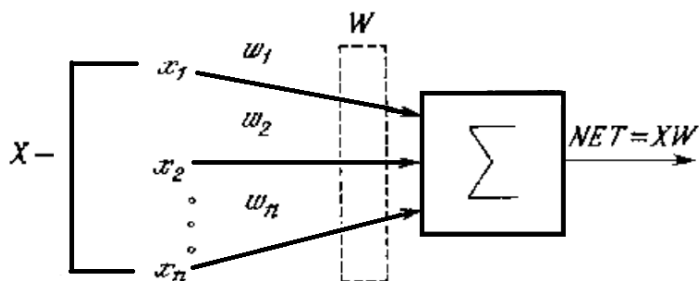


Рис.1 – Искусственный нейрон [4]

Переходя ко второму этапу необходимо отметить, что полученная нейросеть нуждается в обучении, которое возможно с использованием различных алгоритмов обучения. Для обучения полученной нейросети в нашем примере будем использовать Error Back Propagation или метод обратного распространения ошибки.

В общем виде процесс обучения нейронной сети заключается в передаче информации с необходимыми требованиями. Процесс обучения нейронной сети (рис. 2) состоит в следующем, мы имеем некоторую базу данных, которая содержит примеры. Подавая эти данные на входы сети, соответственно, получаем некоторый ответ, который, в свою очередь, будет не

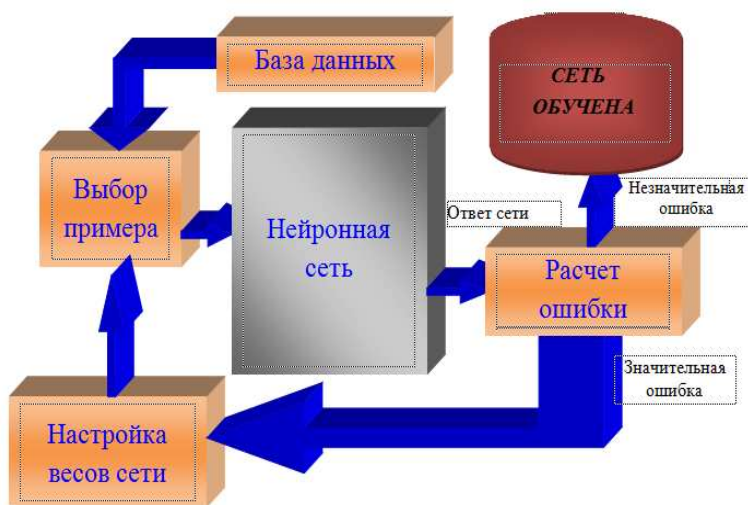


Рис. 2 – Схема процесса обучения нейронной сети

обязательно правильным либо актуальным в поставленной задаче. Однако, нам известен и желательный либо абсолютно правильный ответ. Вычисляя разницу между желательным либо абсолютно правильным ответами реальным ответом

нейронной сети, получаем – вектор ошибки. Который может быть либо значительным либо не значительным для той или иной системы. Алгоритм обратного распространения ошибки – это набор формул, которые позволяют по вектору ошибки вычислить некоторые исправления для весов нейронной сети.

В ходе исследований такой сети, видно, что после неоднократного предоставления примеров, вес нейронной сети приходит в норму, причем нейронная сеть предлагает правильные ответы на многие примеры из базы данных. При реализации такой системы можно видеть, что в процессе обучения величина ошибки постепенно уменьшается. В том случае, когда величина ошибки доходит нуля или минимального уровня, обучениестопорят, а полученную нейронную сеть считают натренированной и готовой к применению на новых данных.

Однако, важно отметить, что вся информация, которую нейронная сеть имеет о поставленной задаче, сосредотачивается в наборе примеров подобранных для обучения. Исходя из этого каждая система уникальна и имеет собственный уровень подготовки к работе, наивысший предел которой зависит от количества примеров в обучающей выборке. Так же не маловажным параметром выступает то, насколько полно эти примеры описывают данную задачу.

В общем виде, схема включения нейроконтроллера в систему представлена на рис. 3. Условимся, что архитектура нейронного контроллера известна и в ходе обучения необходимо определить его весовые коэффициенты.

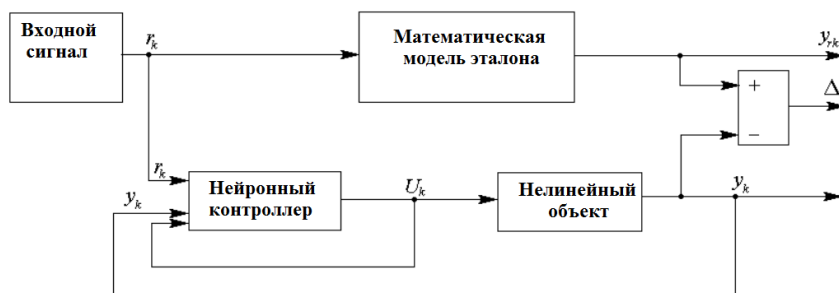


Рис. 3 – Схема включения нейроконтроллера в систему [9]

В таком случае нейронный контроллер дополняет нелинейный объект так, чтобы при представлении любой реально допустимой последовательности  $r_k$  образованная системамаксимально соответствовала эталону.

Так как для обучения нейронной сети необходимо знать ее входные и выходные сигналы, то нейронный контроллер можно научить, если одновременно известны:

- 1) задающий сигнал на входе нейронного контроллера (последовательность  $r_k$ );
- 2) сигнал обратной связи по выходу объекта (последовательность  $y_k$ );
- 3) выходной сигнал нейронного контроллера (последовательность  $U_k$ , что подается на объект).

Проблема заключается в том, что до начала обучения все три указанные последовательности одновременно неизвестны.

Обучение нейроконтроллера выполняется, параллельно с управлениемобъектом. На такте  $k$  нейроконтролер получает на вход значение  $r(k + 1)$  и векторсостояния  $y(k)$  [8]:

$$x(k) = [r(+1)y(k)]^T \quad (1)$$

и генерирует сигнал  $u(k)$  (рис. 3). Сигнал  $u(k)$  поступает к объекту управления ипереводит его в положение  $r(k + 1)$ . Также данное значение  $r(k + 1)$  поступает на

эталонную модель, которая генерирует целевое значение для обучения нейроконтролера  $r(k+1)$ . В качестве эталонной модели возможно использование стабильной линейной динамической системы первого порядка с передаточной функцией [8]:

$$T(s) = \frac{1}{as + 1} \quad (2)$$

значение параметра  $a > 0$  изменяется, а также просто дублируется значение  $r(k+1)$ .

На основании исходного значения эталонной модели  $r(k+1)$  и нового положения объекта управления  $r(k+1)$  формируется текущая ошибка управления  $e(k)$  [8]:

$$e(k) = r(k+1) - y(k+1) \quad (3)$$

График проверки обратного распространения ошибки для нейроконтролера представлен на рис. 4. Данный график предложен для наглядного представления процесса обучения нейронного контролера, для представления использованы произвольные данные.

Этап построения и обучения нейронного контролера с использованием сети обратного распространения ошибки успешно закончен.

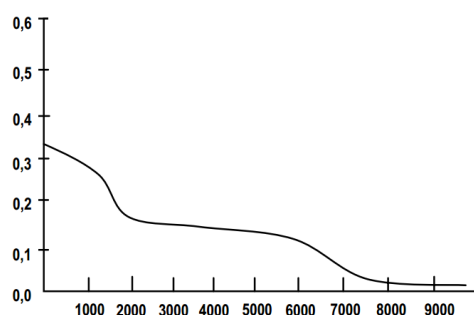


Рис. 4 – График снижения ошибки при обучении нейроконтроллера

**Выводы.** В работе предложено построение нейронного контролера с помощью нейронных сетей обратного распространения ошибки. Приводятся основные стадии для построения нейроконтроллера, а также обособлена техника обучения нейронного контроллера с целью минимизации ошибки вывода результатов поставленной задачи.

**Список литературы:** 1. *Norgaared M. Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems / Norgaared M., Ravn O., Poulsen N., Hansen L.* – London: Springer, 2000. 2. *Клепиков В. Б. Гибридные нейронные сети в управлении электромеханическими системами / В. Б. Клепиков, Ф. Палис, Ю. А. Цепковский // Вестник НТУ «ХПИ».* – 2003. – Вып. 10, Т.1. – С. 29-33. 3. *Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан.* – М., 2001. – 233 с. 4. *Галушка А. Теория нейронных сетей / А. Галушка.* – М., 2000. – 435 с. 5. *Терехов В. А. Нейросетевые системы управления / В. А. Терехов, Д. В. Ефимов, И. Ю. Тюкин.* – М.: ИПРЖР, 2002. – 80 с. 6. *Руденко О. Г. Основы теории искусственных нейронных сетей / О. Г. Руденко, Е. В. Бодянский.* – Харьков: Телетех, 2002. – 317 с. 7. *Круглов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов.* – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с. 8. *Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский.* – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с. 9. *Медведев В. Нейронные сети MATLAB6 / В. Медведев, В. Потемкин.* – С.-Пб., 2001. – 324 с.

Надійшла до редколегії 20.04.2013

УДК 518.9+681.51.011

**Использование нейронной сети обратного распространения ошибки для построения нейроконтроллеров / М. Б. Муниб // Вісник НТУ «ХПИ».** Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХПИ», – 2013. – № 26 (999). – С.53-59. – Бібліогр.: 9 назв.

Побудова нейронного контролера відбувається за допомогою нейронних мереж зворотного поширення помилки. Описано процес побудови нейронного контролера з виділенням основних стадій. Відособлена техніка навчання нейронного контролера з метою мінімізації помилки виведення результатів поставленої задачі.

**Ключові слова:** Нейронний контролер, нейронні мережі, процес навчання мережі, зворотне поширення помилки, програмна модель, мінімізація помилки.



Construction of neural of the Comptroller of the place with the help of neural networks back propagation of error. Describes the process of building a neural controller with separation of the main phases. Distinct technique of training of neural controller with the purpose of minimization of the error output of the results of the task.

**Keywords:** Neural controller, neural network, the process of learning network, back propagation of error, programming model, and the minimization of the error.

**УДК 28.17.19**

*И. В. НАУМЕЙКО*, канд. техн. наук, каф., ХНУРЭ, Харьков;  
*АЛЬРЕФАИ ВАЛИД АХМЕД*, аспирант, ХНУРЭ, Харьков;  
*АЛЬ-АЗАВИ РАЗИ ДЖАБУР*, аспирант, ХНУРЭ, Харьков

## **АНАЛИЗ ПСЕВДО-ХАОТИЧЕСКОГО ПОВЕДЕНИЯ КЕЙНСИАНСКИХ МОДЕЛЕЙ ЭКОНОМИКИ**

Исследованы основные эффекты и закономерности, характеризующие модель делового цикла Кейнса, описываемую решением системы линейных дифференциальных уравнений. Найдены решения системы, описывающей взаимодействие двух и трех государств; исследована устойчивость системы.

**Ключевые слова:** кейнсианской модели, проблемы устойчивости, фазовое пространство, аттрактор, хаос

**Введение.** Использование математических моделей в экономике имеет более чем столетнюю историю. К настоящему времени в экономической теории прочно закрепились различные модели взаимодействия рынков рабочей силы, товаров и денег, модели однопродуктовой и многопродуктовой фирм, модель поведения потребителя, модель конкуренции фирм на рынке товаров и другие, которые, по существу, являются равновесными моделями.

Однако подавляющее большинство экономических процессов протекает, во времени, вследствие чего соответствующие математические модели являются в принципе динамическими.

Равновесный подход является эффективным лишь до поры, пока, в силу некоторых причин, характер стационарного состояния не изменится кардинальным образом. Подобные изменения, называемые бифуркациями, принадлежат уже к области приложений методов нелинейного динамического анализа, развитие которого приводит к все большему распространению такой точки зрения: «Мир — это постоянное развитие, вечная неустойчивость, а периоды стабилизации — лишь краткие остановки на этом пути» [1].

К настоящему времени методология анализа динамических систем оформилась в новое научное направление, называемое синергетикой [3]. Эта междисциплинарная наука нацелена на выявление общих принципов эволюции и самоорганизации сложных систем в различных областях знания на основе построения и исследования нелинейных динамических математических моделей. Важными понятиями синергетики являются «катастрофа», «бифуркация», «предельный цикл», «странный аттрактор» и т. д.

До сих пор все новые «синергетические» понятия объекты появились и исследовались в системах нелинейных, но сравнительно малой размерности ( $n \leq 4$ ).

---

© И. В. НАУМЕЙКО, АЛЬРЕФАИ ВАЛИД АХМЕД, АЛЬ-АЗАВИ РАЗИ ДЖАБУР, 2013