

Организация интеллектуальных систем управления на основе нейрорегуляторов

В.Ф. Гузик, В.А. Прилип, С.А. Черный, А.В. Шестаков

Южный федеральный университет, Ростов-на-Дону - Таганрог

Аннотация: Рассматриваются вопросы синтеза нейросетевых систем управления с возможностью их самоэволюционирования. В качестве аппарата, обеспечивающего работу с сетевыми моделями большой размерности, рассматривается иерархическое построение сетевых структур. В отличие от традиционного подхода, связанного с разрезанием графа уже синтезированной модели, в статье предлагаются процедуры синтеза обобщенной модели из структурных элементов. Вводимые в статью описания структурного синтеза могут служить основой для организации программных и аппаратных интерфейсов формируемых моделей. Формирование нейросетевых структур в системах управления связано с предлагаемой концепцией нейросетевых регуляторов как базовых элементов построения интеллектуальных автоматизированных систем. Рассматривается в качестве нейроэлемента модель динамического нейрона с памятью состояния, позволяющая реализовать механизм самоэволюционного развития сети.

Ключевые слова: система регулирования/управления, динамический нейрон, нейросетевая модель, иерархическая структура, механизм самоэволюционирования.

Автоматизированные системы регулирования/управления сложными техническими объектами, в т.ч. и в энергетике достигли такого уровня, при котором простая замена компонент программно-технической базы на более новые программные или аппаратные реализации уже не позволяет добиться заметного улучшения качества управления. Это вызывает необходимость внедрения оптимизационных и адаптивных методов и моделей. В соответствии с этим все большее распространение получают системы, использующие не только традиционные формальные, но и интеллектуальные подходы. Причем, в качестве интеллектуальных моделей все более заметную роль играют нейросетевые методы и нейронные сети. Подобные модели во все большей степени находят применение на разных уровнях от нейросетевых регуляторов до комплексных систем управления сложными техническими объектами и процессами (например, – умные электросети) и решения управленческо-экономических задач (например – прогнозирование

нагрузки и сбыта электроэнергии) [1,2]. Развитие и применение нейросетевых моделей для решения широкого круга задач связано с проведением исследований по ряду направлений нейросетевой тематики. В настоящей статье рассмотрен ряд подобных проблем, решение которых позволит обеспечить повышение эффективности применения нейросетевых моделей, в т.ч. и в системах управления и регулирования. К подобным проблемам отнесем:

- а) обработку нейросетей большой размерности;
- б) развитие нейроэволюционных процедур;
- в) обеспечение возможностей формирования нейросетевых моделей в рамках единого цикла проектирования и использования автоматизированных систем.

Исследования в области нейросетевого регулирования являются естественным продолжением работ в области нечеткого авторегулирования [3, 4]. Рассматривая проблему размерности больших сетей, прежде всего, отметим, что одним из наиболее распространенных и естественных подходов к ее решению является формирование иерархических структур [5]. Следует также отметить, что свойство иерархичности внутренне присуще как собственно техническим объектам, так и системам управления и регулирования. В автоматизированных системах широко используется концепция контуров регулирования. Проиллюстрируем это положение на основе структуры управления энергетическими котлоагрегатами большой мощности схемой, приведенной на рис. 1 [6]. Можно отметить, что подобные иерархические отношения характерны не только для технических систем. Определение нейросетевой модели как иерархической структуры позволяет развивать автономное решение локальных задач с последующей их интеграции на более высоком уровне. Это связано со следующими обстоятельствами:

а) декомпозицией задачи на ряд подзадач, решение которых может выполняться на объектах меньших размерностей;

б) поэтапной интеграцией отдельных задач в соответствующие конгломераты, что, например, соответствует концепции развития умных энергосетей [2].

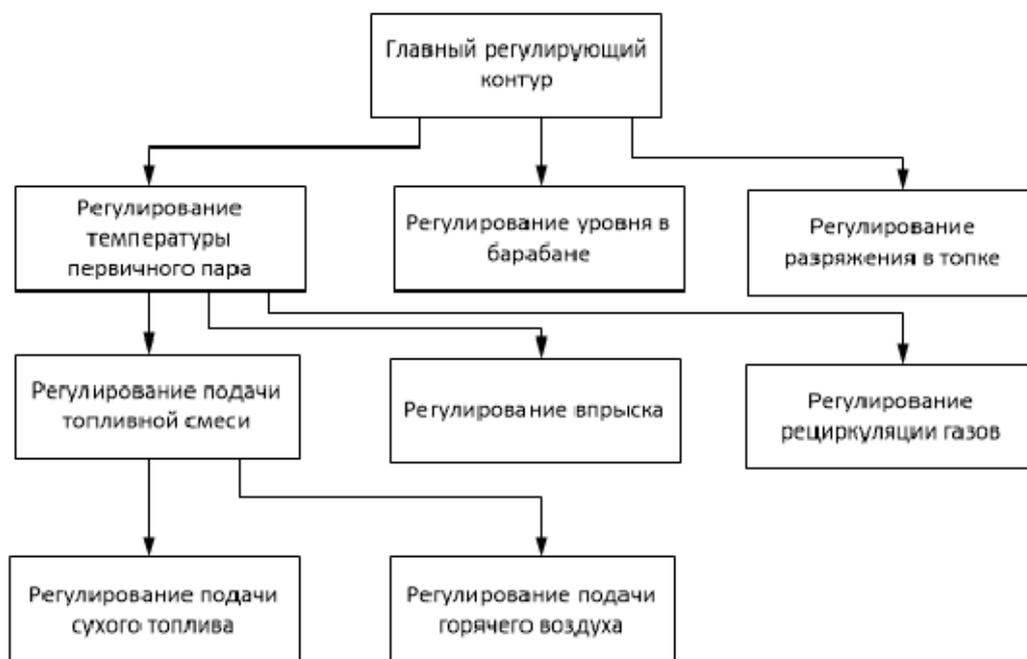


Рис. 1. Структуры управления энергетическими котлоагрегатами большой мощности

Структурирование нейросетевых моделей будем рассматривать с двух точек зрения. Во-первых, с точки зрения собственно свойств иерархичности; во-вторых, учитывая специфику прикладной области и функциональную направленность отдельных элементов сети. В контексте данного обстоятельства для описания связи нейросетевых структур с другими структурными составляющими автоматизированных систем вводится понятие интеллектуального нейрорегулятора (далее ИНР). Схема интеллектуальной автоматизированной системы (далее ИАС) представлена на рисунке 2.

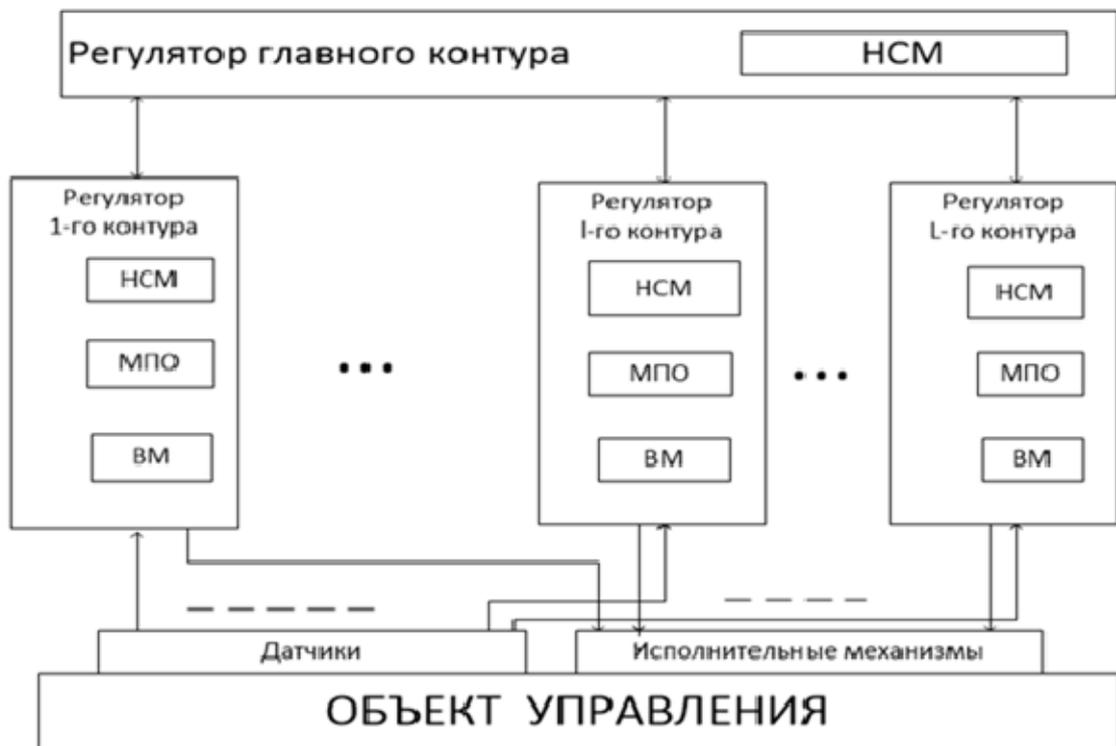


Рис. 2 Схема интеллектуальной автоматизированной системы (ИАС)

В данной схеме структура ИАС организована совокупностью элементов, которые обозначаются как регуляторы контуров или интеллектуальные нейрорегуляторы (далее ИНР). В свою очередь, структуру ИНР определим как структуру, включающую следующие элементы:

- нейросетевой модуль (НСМ);
- модуль предварительной обработки (далее МПО);
- выходной модуль (далее ВМ).

В рамках данной структуры реализуется следующий функциональный механизм обработки информации:

1⁰: Получение информации от датчиков и ввод значения измеряемых параметров в цифровой форме в МПО;

2⁰: Предварительная обработка информации и ее преобразование для ввода в нейросеть:

$$D(t_i) \rightarrow [\text{МПО}] \rightarrow X(t_i).$$

Здесь $D(t_i)$ – сигналы от датчиков (измеренные значения параметров управляемого объекта (процесса));

[МПО] – процедура обработки в модуле МПО;

$X(t_i)$ – входы нейросети.

Данный этап состоит из нескольких, описываемых ниже, подэтапов.

2.1.⁰ Логическая фильтрация и сжатие параметров.

Заключается в определении одного значения из группы – выбор среднего, максимального или минимального значения из группы. Например, выбор среднего значения температуры по группе датчиков. К данной группе функций относится также определение единственного значения на основе показаний группы “логических” датчиков. Таким образом, для выработки сигнала “отрыв факела” считается достаточным наличие подобного сигнала хотя бы на одном в группе из четырех датчиков. Таким образом, на данном подэтапе осуществляется преобразование:

$$D(t_i) \rightarrow D'(t_i),$$

где $D'(t_i)$ – массив преобразованных параметров.

2.2.⁰ Формирование производных параметров.

На данном подэтапе из массива $D'(t_i)$ формируются в дополнение к нему производные массивы $\nabla D(t_i)$ и $\tilde{D}(t_i)$, которые определяем как массив изменений и массив отклонений.

2.2.1⁰ Формирование массива изменений $\nabla D(t_i)$.

Данный массив определяется в соответствии с соотношением

$$\nabla D(t_i) = D'(t_i) - D'(t_{i-k}).$$

Здесь k – произвольно выбираемый интервал сравнения.

2.2.2⁰ Формирование массива отклонений $\tilde{D}(t_i)$.

Заключается в определении величины отклонения каждого из параметров от некоторого, ранее определенного стандартного значения или шаблона. Если обозначить массив шаблонов как D^0 , то

$$D^{\sim}(t_i) = D'(t_i) - D^0.$$

Введение во входы нейросети параметров отклонений и изменений, с одной стороны, увеличивает число входов нейросети, но, с другой стороны, повышает информативность входной информации и даже позволяет осуществлять предварительный анализ без использования НСМ.

2.2.3⁰. Нормализация параметров.

Заключается в приведении параметров к единой шкале $[-1, +1]$, что может быть описано соотношением

$$\{D'(t_i), \forall D(t_i), D^{\sim}(t_i)\} \rightarrow X(t_i).$$

3⁰. Решение задачи с использованием нейронной сети.

Часть регулятора, которую определим как нейросетевой модуль (НСМ), обеспечивает решение задачи обучающего классификатора, которая формулируется следующим образом:

$$X(t_i) \rightarrow [\text{НСМ}] \rightarrow m.$$

Здесь m – результат решения задачи обучающего классификатора на НСМ, который можно интерпретировать как идентификатор/номер ситуации на объекте, который однозначно определяет номер конфигурации системы исполнительных модулей противодействия.

4⁰. Формирование в ВМ управляющих воздействий с использованием формально-алгоритмических моделей.

Обозначим основные особенности предлагаемой схемы.

Во-первых, приведенное выше описание механизма функционирования ИАС и ее структурная схема предполагают наличие двух частей. Определим

их как интеллектуально-аналитическую и формально-исполнительную. Задачей интеллектуально-аналитической части представляемой НСМ является анализ и идентификация состояния объекта/процесса, которые вырабатывают (классифицируют) характеристики данного состояния и, по сути, являются некоторым номером (классом). С идентифицирующим подобным образом номером однозначно связана конфигурация выходных модулей.

Во-вторых, можно указать два типа регуляторов, которые определим как регулятор с непосредственным нейросетевым воздействием и регулятор с установочным нейросетевым воздействием. В первом типе регуляторов выходы нейросети используются как управляющие воздействия на объект/процесс управления. В этом случае формально-исполнительная часть в составе регулятора не требуется. Во втором случае выходы нейросети рассматриваются как установочные значения и/или коэффициенты, настраивающие формальные модели ВМ.

В-третьих, предусматривается иерархическое представление общей нейросетевой структуры. Задача представления нейросетевой модели в виде совокупности частей графа не является новой [7, 8, 9], однако сама постановка отличается от формулируемой здесь задачи. В традиционной постановке исследуется представление уже сформированной нейросетевой модели в виде частей для автономной обработки каждой части с целью снижения размерности общей модели. В нашем случае рассматривается обратная задача синтеза обобщенной модели из определенных структурных элементов в соответствии с вышерассмотренной концепцией представления объектов или процессов в виде системы контуров.

Структуру нейросети NS можно представить следующим образом:

$$NS = \{NS_0; \{NS_{jj}\}; U\}.$$

Здесь NS_0 – нейросеть, соответствующая главному контуру; $\{NS_j\}$ – множество нейросетей рабочих контуров; U – межконтурные дуги, отображающие связи между нейронами различных контуров.

В свою очередь, множество U можно представить двумя подмножествами:

$$U = \{U_{0j}, U_{j1j2}\}.$$

Здесь U_{0j} – множество дуг, отображающих синаптические связи между вершинами (нейронами) главного и рабочих контуров; U_{j1j2} – множество дуг, отображающих синаптические связи между вершинами (нейронами) рабочих контуров.

В соответствии с этим $U_{0j} = \{U_{0_j}, U_{j_0}\}$, где U_{0_j} – множество дуг, ориентированных из вершин, принадлежащих сетям рабочих контуров в вершины, принадлежащие главному контуру; U_{j_0} – множество дуг, ориентированных из вершин, принадлежащих главному контуру в вершины, принадлежащие рабочим контурам.

Подобным образом можно рассмотреть и структуру моделей NS_0 и $\{NS_j\}$:

$$NS_j = (V_j, U_j).$$

Здесь V_j – множество вершин, соответствующих нейроэлементам j -ого контура; U_j – множество межсетевых дуг, соответствующих синаптическим связям между элементами.

Структуру множества U_j представим следующим образом:

$$U_j = \{U_j^{IL}, U_j^C, U_j^{OUT}, U_j^{IN}\},$$

где $U_j^{IL} = \{U_j^{IL-out}, U_j^{LL-in}\}$ – межконтурные (interloop) связи, которые, в свою очередь, можно разделить на выходящие (U_j^{IL-out}), т.е. воздействующие на другие контуры, и входящие (U_j^{LL-in}), воспринимающие воздействия от других контуров; U_j^C – внутриконтурные связи (contour); U_j^{OUT} – выходы

нейросети контура, определяющие воздействия на исполнительную часть;
 U_j^{IN} – входы нейросети контура, связанные с выходом МПО, т.е. с $X(t_i)$.

Следует заметить, что во многих случаях может быть организована централизованная структура, в соответствии с которой все взаимодействия осуществляются через главный контур и отсутствуют межконтурные взаимодействия рабочих контуров.

Вышеописанное структурирование множества U_j , в свою очередь определяет соответствующее структурирование множества V_j .

$$V_j = \{ V_j^{IN}, V_j^{OUT}, V_j^C \}.$$

Здесь $V_j^{IN} = \{ V_j^{IN-X}, V_j^{IN-LL} \}$ – множество вершин входного слоя, включающих V_j^{IN-X} – вершины входного слоя, воспринимающие сигналы $X(t_i)$; V_j^{IN-LL} – вершин входного слоя, связанные синаптическими связями с вершинами других контуров; $V_j^{OUT} = \{ V_j^{OUT-Y}, V_j^{OUT-LL} \}$ – множество вершин выходного слоя, включающих V_j^{OUT-Y} – вершины, формирующие выходные сигналы сети; V_j^{OUT-LL} – вершины выходного слоя, формирующие выходы для других контуров сети; V_j^C – множество внутренних вершин контура.

Описанные выше соотношения определяют схемотехнические структуры формирования и соединений аппаратных реализаций или интерфейсные связи модулей программных реализаций.

В-четвертых, учитывая, что в системах управления сложными объектами моделируются динамические процессы, имеющие определенное развитие во времени, в качестве сетевых нейроэлементов предлагается введение специализированных моделей нейронов, построенных на базе динамического нейрона [10] с введением дополнительного параметра состояния нейрона (далее ДНПС). Рассмотрим указанное положение более подробно.

Покажем отличия вводимой модели ДНПС от базовой модели динамического нейрона.

Первая особенность – в новой модели вводится дополнительный параметр памяти состояния, который накапливает данные о степени активности нейрона в процессе функционирования сети и, таким образом, учитывает предысторию функционирования сети. В рассматриваемой здесь модели ДНПС выход нейрона определяется в соответствии со следующей зависимостью:

$$y_j(t_i) = f(P_{Mj}(t_i), Q_n, S_j(t_i)).$$

Здесь $P_{Mj}(t_i)$ – мембранный потенциал, зависимый от входов и определяемый также, как и в модели динамического нейрона; Q_n – порог срабатывания нейрона (также определяется аналогично модели динамического нейрона); $S_j(t_i)$ – вводимый в дополнение к параметрам традиционной модели параметр памяти состояния. Данный параметр определяется следующим образом:

$$S_j(t_i) = f_s(P_m(t_i), S_j(t_{i-1}), S_{окр-j}(t_{i-1})),$$

где $S_{окр-j}(t_{i-1})$ – множество состояний соседних нейронов.

Вторая особенность - введение параметров состояний нейронов в общую сетевую модель обеспечивает процесс эволюционирования сети за счет соответствующего изменения параметров состояний в процессе функционирования нейросети.

Предлагаемый в настоящей статье подход к построению нейросетевой модели позволяет обеспечить:

- а) возможность поэтапного развития систем, включая интеграцию нейросетей;
 - б) возможность самоэволюционирования нейросетевых моделей в процессе их функционирования за счет использования нейроэлементов на базе ДНПС.
-

Реализация предложенных моделей и процедур планируется к осуществлению в среде ПЛИС, в том числе и с учетом методов формирования отказоустойчивых схем [11, 12, 13].

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научных проектов № 19-07-00570 и № 19-01-00412.

Литература

1. Каменев А.С., Королев С.Ю., Сокотущенко В.Н. Нейромоделирование как инструмент интеллектуализации энергоинформационных сетей / Под ред. В.В. Бушуева М.: ИЦ «Энергия», 2012. 124 с.
2. Бушуев В.В. Умная энергетика на базе новых организационно-технологических принципов управления инфраструктурными системами // XI Межд. научно-техн. конф. «Интеллектуальная электроэнергетика, автоматика и высоковольтное коммутационное оборудование». 2011. 22 с.
3. Cox E. Adaptive fuzzy systems. Spectrum // IEEE, 1993, Vol. 30:2. pp. 7-31.
4. Abuelenin S. M. Decomposed Interval Type-2 Fuzzy Systems with Application to Inverted Pendulum // Engineering and Technology (ICET), 2014 International Conference, 2014, pp. 1–5.
5. Масарович М., Мано Д., Такахара И. Теория иерархических многоуровневых систем. М.: Мир, 1973, 344 с.
6. Паршин А.А., Безгрешнов А.Н., Шлейфер Б.М. Тепловые схемы котлов. М.: Машиностроение, 1987, 220 с.
7. Гаврилович Е.В., Данилов Д.Ч., Шевченко Д.Ю. «Умные сети» Smart Grid – перспективное будущее энергетической отрасли России // Молодой ученый, 2016, № 28. с. 55-59.

8. Баскакова Т.Ф., Ланкин Ю.П., Комиссаров С.В. Иерархические нейронные сети как средство решения трудноформализуемых задач искусственного интеллекта. // Искусственный интеллект, 2008, № 1, с. 100-111.

9. Rodzin S., Rodzina L., Rodzina O. Neuroevolution: problems, algorithms, and experiments // Proc. of the 10th IEEE Int. Conf. Application of Information and Communication Technologies (AICT'2016), 2016, pp. 469-472.

10. Чернухин Ю.В. Искусственный интеллект и нейрокompьютеры. Таганрог: Изд-во ТРТУ, 1997, 273 с.

11. Тельпухов В., Рухлов В.С., Рухлов И.С. Исследование и разработка методов оценки сбоеустойчивости комбинационных схем, реализованных в базисе ПЛИС // Инженерный вестник Дона, 2016, № 1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2016/3504.

12. Rodzin S. Designing of Test Generator for Embedded Self-testing // Proc. of the 15th IEEE East-West Design&Test Symposium (EWDTS'2015), 2015. pp. 343-346.

13. Царинжапов А.А., Кошевенко А.В. Разработка и отладка модели микропроцессора архитектуры MIPS и ее реализация на программируемых логических интегральных схемах (ПЛИС) // Инженерный вестник Дона, 2018, №2. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/N2y2018/5019

References

1. Kamenev A.S., Korolev S.Yu., Sokotushhenko V.N. Nejromodelirovanie kak instrument intellektualizacii e`nergoinformacionny`x setej [Neuro modeling as a tool for the intellectualization of energy information networks] / Pod red. V.V. Bushueva. M.: ICz «E`nergiya», 2012. 124 p.

2. Bushuev V.V. XI Mezhdunarodnoj nauchno-texnicheskoj konferencii «Intellektual`naya e`lektroe`nergetika, avtomatika i vy`sokovol`tnoe kommutacionnoe oborudovanie». M., 2011. 22 p.



3. Cox, E. (Feb. 1993) Adaptive fuzzy systems. Spectrum, IEEE, 30:2. pp. 7-31.
4. S. M. Abuelenin, 2014 International Conference on, 2014, pp. 1–5.
5. Masarovich M., Mano D., Takaxara I. Teoriya ierarxicheskix mnogourovnevny`x system [Theory of Hierarchical Multilevel Systems]. M.: «Mir», 1973, 344 p.
6. Parshin A.A., Bezgreshnov A.N., Shlejfer B.M. Teplovy`e sxemy` kotlov [Boiler Heat Schemes]. M.: «Mashinostroenie», 1987, 220 p.
7. Gavrilovich E.V., Danilov D.Ch. Shevchenko D.Yu. Molodoj ucheny`j. 2016 № 28.ch pp.55-59.
8. Baskakova T.F., Lankin Yu.P., Komissarov S.V. Iskusstvenny`j intellekt. 2008, №1, pp. 100-111.
9. Rodzin S., Rodzina L., Rodzina O. Proc. of the 10th IEEE Int. Conf. Application of Information and Communication Technologies (AICT'2016), 2016, pp. 469-472.
10. Chernuxin Yu.V. Iskusstvenny`j intellekt i nejrokomp`yutery` [Artificial Intelligence and Neurocomputers]. Taganrog: Izd-vo TRTU, 1997, 273 p.
11. V. Tel`puxov, V. S. Ruxlov, I. S. Inženernyj vestnik Dona (Rus), 2016, №1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2016/3504.
12. Rodzin S. Proc. of the 15th IEEE East-West Design&Test Symposium (EWDTS'2015), 2015. pp. 343-346.
13. A. A. Caringapov, A. V. Koshevenko. Inženernyj vestnik Dona (Rus), 2018, №2. ivdon.ru/ru/magazine/archive/N2y2018/5019.