3Б

УДК 681.51.01:517.977.5

С.А. Бутенков
Лаборатория математических проблем искусственного интеллекта, г. Таганрог, Россия, saab@tsure.ru
Siamak Tafazoli
Canadian Space Agency, St-Hubert, Canada, siamak.tafazoli@space.gc.ca

О построении гибридных интеллектуальных регуляторов с помощью аналитического синтеза оптимальных регуляторов

В статье рассматривается подход к построению регуляторов, основанный на использовании гибридных регуляторов для нелинейных объектов, использующих несколько обучаемых нейросетей. Такой подход позволяет сочетать преимущества оптимальных и интеллектуальных регуляторов, что особенно важно для систем управления объектами высокой степени ответственности (космические объекты и т. п.). В результате снижается сложность и повышается робастность регуляторов за счет возможности обучения регуляторов в изменяющихся условиях.

Введение

В работе предлагается подход к построению комбинированных интеллектуальных регуляторов для нелинейных объектов на основе нечетких нейронных сетей (ННС). Используется способность ННС типа Takagi-Sugeno-Kang (TSK) к аппроксимации произвольных функций многих переменных, однако, в отличие от классического подхода, основанного на аппроксимации функции отклика объекта, используется аппроксимация функций динамики объекта.

Структура сети и алгоритмы обучения строятся на основе уравнений регулятора, полученных с помощью методов аналитического синтеза уравнений оптимальных синергетических регуляторов.

Предложенный подход позволяет получить структуру регулятора и его параметры аналитически, чтобы затем использовать эти данные для обучения ННС. При некоторых изменениях параметров объекта такой подход может обеспечить адаптацию регулятора к изменяющимся условиям внешней среды.

Цель работы

Современная теория управления достигла больших успехов в формальном решении задач оптимизации, особенно для линейных объектов. Основной целью исследований является повышение точности действия оптимальных систем при изменениях окружающей среды.

К сожалению, на этом пути разработчиков ожидает препятствие философского плана. Улучшение показателей замкнутой системы, учет и компенсация возмущений и изменений среды и т. п. *неизбежно* ведут к *увеличению сложности* регуляторов. В частности, W. Wonham пишет: «Хороший регулятор должен включать в себя модель мира» [1]. В результате такого усложнения падает *робастность* замкнутых систем [2], [3], а также возникают специфические проблемы, связанные с адекватностью математического представления физических объектов [4], [5]. Ведущие теоретики бьют тревогу [6].

Возможным решением проблемы сложности является использование *гибридных интеллектуальных регуляторов*, которые позволяют эффективно использовать формализуемые и плохо формализуемые знания за счет интеграции традиционных средств искусственного интеллекта и теории управления.

В ранней работе [7] предлагается строить нечеткий ПИД-регулятор, база знаний для которого определяется на основании заранее рассчитанной оптимальной траектории для линейного объекта управления.

В настоящей работе подобный подход распространяется на нелинейные объекты, а также обеспечивается получение управления для замкнутой оптимальной нелинейной системы с обратной связью, которое является более универсальным в сравнении с программным управлением в оптимальных системах без обратной связи [3].

Постановка задачи

В работах школы А.А. Колесникова [8], [9] теория аналитического синтеза оптимальных регуляторов (АКОР) была распространена на широкий класс нелинейных объектов, для которых становится возможным получение уравнений регуляторов в обратных связях и выбор их параметров с точки зрения вторичных (технических) критериев требований к качеству процессов управления.

Основой методологии построения синергетических регуляторов является задание (из физических, технических и пр. соображений) некоторых аттракторов (притягивающих многообразий) в пространстве состояний управляемой системы.

Рассмотрим систему со скалярным управлением, описываемую обыкновенными дифференциальными уравнениями (ОДУ):

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = f_1(\overline{x}) \\ \dot{x}_2 = f_2(\overline{x}) \\ \ldots \\ \dot{x}_n = f_n(\overline{x}) + bu \end{cases} . \qquad (1)$$

Особые свойства синергетических регуляторов связаны с использованием интегральных критериев качества вида

$$I\left(\overline{x}(\cdot), t_0, T\right) = \int_{t_0}^{T} F\left(\overline{x}, u\right) dt \to \min . \qquad (2)$$

В случае задач с ограничениями на управление, с критериями вида $F(\overline{x}) = \left\|\overline{x}\right\|^2$ и т. п., с увеличением времени функционирования системы оптимальная траектория стремится находиться в той области фазового пространства (аттракторе) [9] , где минимизируется критерий оптимальности (2).

Синергетический подход в управлении основывается на основных принципах синергетики:

- самоорганизация динамической системы в фазовом пространстве;
- выделение параметров порядка, от которых зависят все процессы в системе [9].

С математической точки зрения возможность самоорганизации динамической системы (1) означает наличие в ее фазовом пространстве некоторых областей (многообразий), при попадании на которые движение перестает зависеть от начальных условий. Такие многообразия в нелинейной динамике называются *аттракторами*.

С наличием аттракторов связана также возможность выделения некоторых переменных, зависящих от координат исходной системы и определяющих движение системы на аттракторе. Эти переменные формализуют понятие *параметров порядка*.

Термин «агрегирование», принятый в макроэкономике, в синергетическом синтезе используется для искусственного построения параметров порядка управляемой системы с помощью выбора некоторых *макропеременных* [8], представляющих собой функции от переменных состояния управляемого объекта.

Подобный подход был использован ранее Г. Хакеном для анализа поведения сложных *неуправляемых* систем. В развиваемом подходе агрегирование позволяет *управлять* эволюцией сложных систем.

В случае введенных моделей (1) агрегирование заключается во введении функций класса C^1 от переменных состояния системы $\psi(\overline{x})$, с помощью которых уравнения $\psi(\overline{x})=0$ определяют *искусственные аттракторы* (притягивающие многообразия) в фазовом пространстве управляемой системы. Совокупность искусственных аттракторов описывает асимптотически устойчивую траекторию системы.

Для получения основных соотношений аналитического синтеза нелинейных регуляторов используется оптимизация агрегированной системы в терминах макропеременных. В соответствии с идеологией аналитического синтеза оптимальных управлений [9] мы зададим критерии оптимизации движения системы не относительно исходных координат, а относительно макропеременной ψ :

$$J=\int_0^\infty\left(\alpha\dot{\psi}^2+\beta\psi^2\right)dt\,, \qquad (3)$$

где α,β – параметры функционала. Найдем устойчивые экстремали для задачи (3) с помощью уравнений Эйлера – Пуассона. С учетом (3) мы получим уравнения экстремалей для постоянных коэффициентов α,β в виде решений следующих уравнений:

$$\dot{\psi}+c\psi=0,\quad c={}^{\beta}\!/_{\alpha}>0\,. \qquad (4)$$

Отметим, что экстремум (3) доставляется при произвольных значениях параметров α,β. Разрешая уравнения (5) относительно управлений, мы получим в явной форме уравнения оптимального регулятора для задачи (1), (3):

$$u=-\frac{1}{b}\frac{\partial\psi}{\partial x_N}^{-1}\left(\sum_{i=1}^{N}\frac{\partial\psi}{\partial x_i}f_i+c\psi\right), \qquad (5)$$

где c – *свободный* параметр, определяющий динамику изменения макропеременной ψ .

Уравнение (5) полностью определяет регулятор для задачи (1), (3) для широкого класса объектов типа (1).

Более подробно методы аналитического синтеза управлений для различных классов объектов представлены в работе [8].

Структура оптимальных синергетических регуляторов

При реализации регуляторов (5) часто выбирают упрощенное соотношение $\frac{\partial\psi}{\partial x_N} = -\frac{1}{b}$, чтобы обеспечить ограниченность нормы получаемых управлений. На основании (5) можно разработать общую *функциональную схему регулятора* для целого класса нелинейных объектов управления. На рис. 1 изображена функциональная схема, реализующая вычисление (5) с учетом ограничения управления по норме.

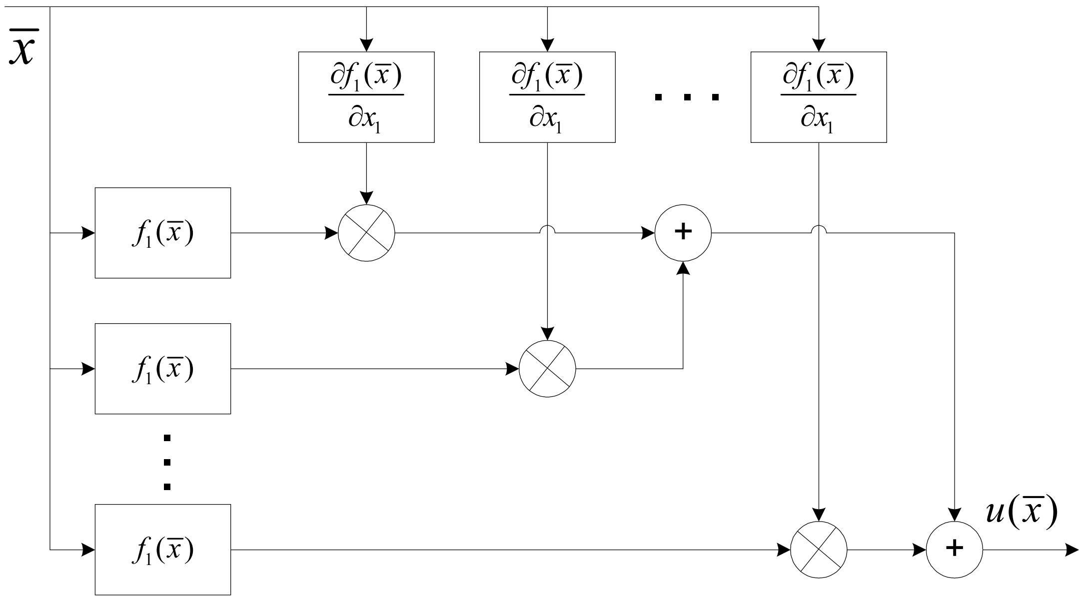

Рисунок 1 – Структура оптимального синергетического регулятора

Данная структура содержит значительное количество специализированных функциональных преобразователей и устройств умножения.

При изменении параметров объекта возможна адаптация схемы регулятора (рис. 1) путем изменения настройки функциональных преобразователей. Однако для данной структуры процедура адаптации представляется достаточно сложной, так как для ее осуществления необходима идентификация нелинейных уравнений из системы (1) для реального объекта.

Упрощение схемы и обеспечение адаптации может быть достигнуто с помощью применения нечетких нейронных сетей (ННС) для реализации регулятора (5).

Реализация гибридных регуляторов

В ряде работ [10-12] ННС использовались для идентификации объектов управления (в том числе и нелинейных) для последующего формирования управлений на основе отклонений от заданных (управление по модели). Оптимальный синергетический регулятор содержит сложные выражения, связывающие правые части модели с производными макропеременной ψ , поэтому указанный подход не может быть прямо использован для построения регуляторов (5). Кроме того, структура (5) достаточно сложна и может демонстрировать все недостатки сложных оптимальных регуляторов, описанные в разделе 2. В работе предлагается построение регулятора по гибридной схеме с использованием в качестве стандартных узлов обучаемых ННС типа TSK [10], реализация которых приведена на рис. 2.

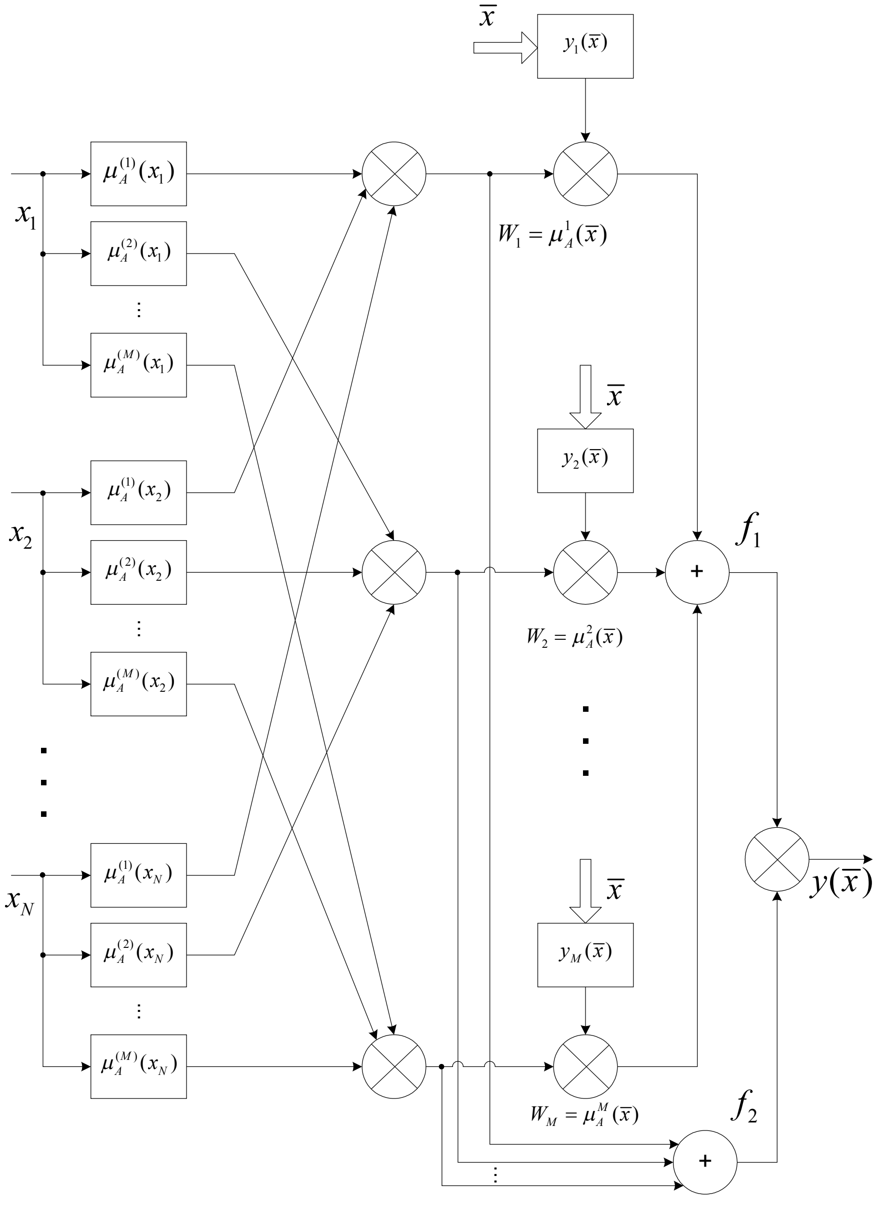

Рисунок 2 – Структура ННС типа TSK для аппроксимации функций многих переменных

Для устройства, представленного на рис. 2, согласно [10], [13], можно записать уравнение выхода в виде

$$y(\overline{x}) = \frac{1}{\sum_{r=1}^{M} \prod_{j=1}^{N} \mu_r(x_j)} \sum_{k=1}^{M} \left(\left[\prod_{j=1}^{N} \mu_k(x_j) \right] \left[p_{k0} + \sum_{j=1}^{N} p_{kj} x_j \right] \right). \qquad (6)$$

В уравнении (6) функции принадлежности можно выбрать в стандартном нормализованном виде:

$$\mu_F(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - c}{\sigma} \right)^{2b}}. \qquad (7)$$

Для k -го правила вывода можно записать

$$\mu_F^{(k)}(x) = \prod_{j=1}^{N} \frac{1}{1 + \left(\frac{x - c^{(k)}}{\sigma^{(k)}} \right)^{2b^{(k)}}}. \qquad (8)$$

При наличии M правил вывода агрегирование выходной величины сети производится по формуле

$$y(x) = \frac{1}{\sum_{k=1}^{N} w_k} \sum_{j=1}^{M} w_j y_j(x), \qquad (9)$$

где $y_k(x) = p_{k0} + \sum_{i=1}^{N} p_{ki} x_i$.

Параметрами обучения нелинейной сети (6-9) являются $\left(c_j^{(k)}, \sigma_j^{(k)}, b_j^{(k)}\right)$, $j = 1, 2, ..., N$; $k = 1, 2, ..., M$, параметрами линейной части являются веса p_{kj} .

На основе стандартных блоков (6-9) можно строить сложные гибридные регуляторы. Применение нескольких ННС для представления отдельных элементов структуры оптимального регулятора (рис. 1) позволит уменьшить сложность каждой сети и ускорит ее обучение, а также обеспечить независимую адаптацию отдельных элементов регулятора как при изменении модели объекта (что возможно в случае наличия зависимости параметров от внешних воздействий), так и при изменении аттракторов

Структура гибридного регулятора

Поскольку структура оптимального регулятора (5) определена аналитически, мы можем выбрать типовые блоки, реализация которых с помощью обучаемой ННС значительно упрощает структуру регулятора (рис. 3) и позволяет адаптировать его к изменениям внешней среды путем переобучения сетей.

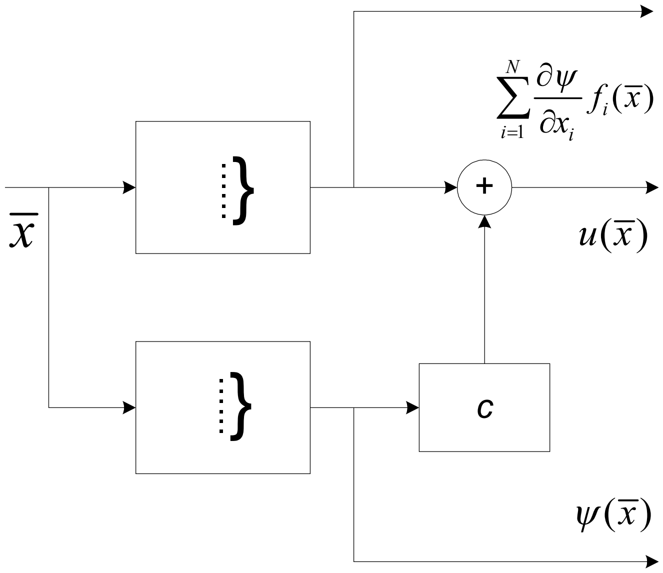

Рисунок 3 – Структура гибридного регулятора на двух ННС типа TSK

В предложенной схеме гибридного регулятора первая ННС реализует аппроксимацию функции динамики объекта, а вторая – значение макропеременной. Выходы ННС используются на этапе обучения, которое выполняется отдельно для каждой сети. Обучающие выборки могут быть получены с помощью симуляций модели (1) или с реального объекта.

Отметим, что для обучения измерения должны преобразовываться с учетом (5). Выход второй сети может быть использован в процессе регулирования для контроля завершения переходного процесса (приближение величины ψ к нулю [8]) и выхода на рабочий режим в соответствии с идеологией магистральных синергетических регуляторов [9].

Для целей адаптации регулятора при изменении параметров объекта (1) возможно переобучение первой сети, что упрощает задачу обучения.

Параметр c в соответствии с (4) определяет скорость притяжения изображающей точки к аттрактору $\psi = 0$, неявно задавая длительность переходного процесса.

Обучение гибридного регулятора

Для обучения каждой из ННС регулятора был использован гибридный алгоритм обучения, предложенный в [13]. Он учитывает тот факт, что некоторые параметры сети p_{kj} входят линейно (см. раздел 5). Для их определения используется МНК, основанный на сингулярной декомпозиции (SVD). На этом этапе обучения нелинейно входящие параметры $\left(c_j^{(k)},\sigma_j^{(k)},b_j^{(k)}\right)$, $j=1,2,...,N;\quad k=1,2,...,M$ «замораживаются».

На следующем шаге обучения «замораживаются» параметры p_{kj} и решается задача определения нелинейно входящих параметров функций принадлежности, например, с помощью метода наискорейшего спуска.

Каждая итерация алгоритма обучения включает этапы прямого и обратного хода. На прямом ходе мы задаем входные векторы из обучающей выборки и вычисляем значения параметров p_{kj} с помощью псевдообратной матрицы [13]. После вычисления p_{kj} мы находим ошибку для каждой обучающей пары.

На обратном ходе с помощью обратного распространения ошибки вычисляются скорректированные значения $\left(c_j^{(k)}, \sigma_j^{(k)}, b_j^{(k)}\right)$, $j = 1, 2, ..., N;\quad k = 1, 2, ..., M$ с применением метода наискорейшего спуска.

Итерации повторяются до тех пор, пока изменения параметров остаются значительными. Подобный алгоритм значительно упрощает процесс обучения за счет независимости каждого шага, при этом каждая сеть тоже упрощена (рис. 3). В результате процесс обучения выполняется весьма быстро.

Выводы

В работе представлены результаты, полученные на стыке двух направлений синтеза регуляторов для сложных нелинейных объектов управления – оптимальный синтез и синтез интеллектуальных регуляторов. В итоге получены весьма общие теоретические результаты, которые позволяют строить интеллектуальные регуляторы, по свойствам близкие к оптимальным. В то же время цель управления формулируется в доступной проектировщику физической интерпретации.

Очевидным направлением развития метода является разработка *синергетического алгоритма обучения* ННС [13], поскольку процесс адаптации параметров ННС имеет явно выраженный синергетический характер [8].

В работе [14] предлагалось обобщение уравнения синергетического регулятора (5) на случай управления притяжением к вектору многообразий и запись уравнений в матричной форме. Возможно использование этих результатов для полной унификации структуры регулятора и методов его обучения. На этом пути интересные результаты могут быть получены при нейросетевой реализации матричных операций. Умножение матриц легко реализуется сетью без обучения, а обращение матрицы требует специального внимания [15]. Развитие этой тематики позволит построить практически полезные адаптивные гибридные регуляторы для сложных объектов управления, включая группы спутников [16].

Литература

1. Wonham W. Linear multivariable Control: a geometric approach. – Berlin: Springer-Verlag, 1985.
2. Петров Ю.П. Устойчивость линейных систем при вариациях параметров // Автоматика и телемеханика. – 1994. – № 11. – С. 186-189.
3. Гайдук А.Р. К исследованию устойчивости линейных систем // Автоматика и телемеханика. – 1997. – № 3. – С. 153-160.
4. Подчукаев В.А. К проблеме грубости //Аналитические методы синтеза регуляторов. – Саратов, 1997. – С. 205-223.
5. Петров Ю.П., Петров Л.Ю. Неожиданное в математике и его связь с авариями и катастрофами последних лет. – СПб.: СПбГУ, 2000. – 115 с.
6. Петров Ю.П. Я обеспокоен // Санкт-Петербургский университет. – 2002.

7. Бобко В.Д., Золотухин Ю.Н., Нестеров А.А. Оптимальная траектория как основа построения базы знаний нечеткого логического контроллера // Труды 6-го Международного семинара (РОИ-98). – Новосибирск: ИФП. – 1998. – С. 374-388.
8. Колесников А.А. Синергетическая теория управления. – М: Энергоатомиздат, 1994.
9. Бутенков С.А. Синергетические регуляторы в задачах магистральной оптимизации // Известия ТРТУ. – 2004. – Т. 2.– № 4, С. 72-79.
10. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. – 1985. – Vol. 15(1)-P.116–132.Vvol.
11. Abonyi J., Tar J., Szeifert F. Identification of MIMO Processes by Fuzzy Clustering // IEEE International Conference on Intelligent Systems (INES'01). – Finland.
12. Abonyi J., Chovan T., Szeifert F. Identification of Nonlinear Systems using Gaussian Mixture of Local Models // Workshop on Chemical Engineering Mathematics. – Germany. – 2001.
13. Tran Haoi L., Osowski S. Neuro-fuzzy TSK network for approximation of static and dynamic functions // Control and Cybernetics. – 2002. – Vol. 2. – P. 124-136.
14. Бутенков С.А. Нечеткий подход к анализу чувствительности некоторых классов систем управления сложными объектами // Труды Международного научно-практического семинара «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте» (Коломна, 17-18 мая). – 2001. – С. 173-175.
15. Галушкин А.И., Кудрявцев А.М. Обращение матрицы с помощью многослойной системы из пороговых элементов // Кибернетика и вычислительная техника. – К.: Наукова думка, 1976. – Вып. 33.
16. Butenkov S., Semery O., Tafazoli S. An Autonomous and Dependable Formation Flying Technique // SpaceOps 2004 International Conference. – Ontario (Canada). – 2004.

Т.В. Єрмоленко
Використання неперервного вейвлет-перетворення при розпізнаванні локалізованих ділянок мовного сигналу
У статті розглядається підхід до побудування регуляторів, який заснований на використанні гібридних регуляторів для нелінійних об’єктів, що використовують декілька нейромереж. Такий підхід дозволяє сполучати переваги оптимальних та інтелектуальних регуляторів, що особливо важливо для систем управління об’єктами високого ступеня відповідальності (космічні об’єкти і т.д.). У результаті знижується складність і підвищується робастність регуляторів за рахунок можливості навчання регуляторів у мінливих умовах.

Presented paper deals with the new approach to the intelligent controllers design. The hybrid controllers with the combined neuro-fuzzy networks for the adaptation has been considered. By mean of analytical design techniques for the synergetic controllers the main equations and restrictions for the intelligent controller are obtained. As a result the complicated robust controllers and the learning algorithms was developed for the some kinds of nonlinear objects, including the dependable formation flying for the satellites.

Статья поступила в редакцию 02.07.2004.