Модификация алгоритмов обучения адаптивных искусственных нейронных сетей для учета особенностей канала управления динамического объекта

А. Н. Никонов[1], К. М. Жеронкин[2]
СПбГЭТУ «ЛЭТИ»
[1]ant.nik.nik@mail.ru, [2]kirill.zheronkin@yandex.ru

***Аннотация*. Наличие особенностей в канале управления адаптивной системы динамическим объектом приводит к ухудшению качества переходных процессов вплоть до потери устойчивости. В докладе рассматриваются известные виды особенностей канала управления и их влияние на поведение адаптивных систем, построенных на базе искусственных нейронных сетей. Предлагается модификация градиентного алгоритма настройки коэффициентов адаптивной нейронной сети для учета особенностей канала управления.**

Ключевые слова: нелинейная динамика; нейронные сети; адаптивные системы управления

I. Введение

Нелинейные особенности управляемых систем впервые возникли в связи с физическими свойствами исполнительных механизмов, датчиков, ограничениями хода рабочих органов и скоростей перемещения, при попытке описания столкновений твердых тел. Первоначально наибольший интерес представляли особенности разрывного характера, для которых уже в 40-х годах 20 века предлагались способы синтеза управления [1]. К настоящему времени разработаны различные методы синтеза законов для объектов с разрывными особенностями, использующие режимы с переключением [2] и возмущающие воздействия [3]. Известны методы синтеза адаптивных систем для нелинейных объектов, обладающих особенностями типа зона нечувствительности [4], люфт [5], ограничение входного воздействия [6], гистерезис [7]. В последние годы получили распространение методы управления через изменение свойств разрывных нелинейностей [8].

Другой класс особенностей управляемых систем связан с проблемой линеаризации моделей динамики, обладающих гладкими нелинейностями и возникшей в связи с развитием методов линеаризации обратной связью [9]. Решение проблемы нелинеаризуемых систем было найдено значительно позже. Альтернативные методы синтеза управления для нелинеаризуемых систем, основывающиеся на методах бифуркационного анализа, активно развиваются, начиная с середины 80-х годов [10].

Гладкие особенности канала управления детально исследовались в связи с задачей стабилизации космических летательных аппаратов на основе гиродинов. Для гиродинной системы в пространстве управлений существуют “мертвые точки”, из которых невозможно дальнейшее движение в заданном направлении. Системы с гиродинами обладают избыточностью управляющих воздействий, поэтому решение проблемы всегда существует — управление, осуществляющее “обход мертвых точек” синтезируется методами численной оптимизации в реальном времени [11] или путем предварительного планирования траекторий движения [12]. Проблема мертвых точек возникает в задачах синтеза законов управления роботом-манипулятором, для ее решения используются аналогичные подходы.

Наличие в канале управления особенности типа “мертвая точка” порождает проблему переменного во времени направления вектора воздействия. Известные решения этой проблемы используют тестовые сигналы для формирования корректных управляющих воздействий. Проблема “мертвых точек” применительно к нелинейным системам исследовалась с точки зрения функционирования замкнутой системы с учетом особенностей и при формировании специальных критериев разрешимости задачи синтеза аналитических законов [13].

Использование адаптивных регуляторов в условиях особенностей сопряжено с проблемой достижимости целей управления. В частности, в окрестности особенностей канала управления традиционные алгоритмы, построенные на базе градиентных методов, могут терять устойчивость. В докладе рассматривается проблема синтеза адаптивных регуляторов на базе обучаемых в реальном времени искусственных нейронных сетей, учитывающих как собственные гладкие особенности объекта, так и различные типы особенностей канала управления.

II. Постановка задачи

В докладе рассматривается следующий класс объектов, представимых в форме обыкновенных дифференциальных уравнений с гладкой правой частью:

$$\dot{x}_i = f_i\left(x_1, \ldots, x_n, u\right),$$

где x – вектор состояния объекта, u – управляющее воздействие, $f(x,u)$ – гладкая функция.

Для синтеза адаптивного регулятора на базе искусственной нейронной сети используется функциональная структура, описанная в работе [13]. Её эквивалент в форме системы дифференциальных и алгебраических уравнений может быть представлен в следующем виде:

$$u = U\left(x, w\right), \dot{w} = A_r\left(x, w, c, \sigma_r\right), \ \sigma_r = \phi\left(\psi, \dot{\psi}, \ldots, c\right),$$

$$\psi = \psi\left(x, c\right), \ w(0) = w_0$$

где u — сигнал управления; x – измеряемый вектор состояния; $U\left(x,w\right)$ – универсальная аппроксимация функции управления; w – вектор коэффициентов аппроксиматора; $A_a\left(\cdot\right)$ – алгоритм настройки коэффициентов; c – вектор параметров регулятора; σ_r – обобщенная ошибка обучения; ϕ – модель движения к целевому многообразию; ψ – целевая функция; w_0 – начальные условия алгоритма обучения.

В качестве аппроксиматора используется многослойная нейронная сеть с одним скрытым слоем, алгоритм обучения формируется по методу обратного распространения ошибки [13]. В качестве модели движения к многообразию используется экстремаль квадратичного сопровождающего функционала, предложенная в методе аналитического конструирования агрегированных регуляторов [13,14] (метод АКАР – аналитический прототип нелинейных законов, реализуемых нейронной сетью). Используемая экстремаль описывает монотонный переходный процесс, такое требование к качеству “естественно” при отсутствии дополнительных условий в задаче синтеза системы управления.

Одной из проблем синтеза нелинейных законов является выбор целевых функций. В используемой схеме цели задаются функциями макропеременных, задача их выбора может быть решена на основе специальных знаний о физике системы [14], с использованием процедуры формальных преобразований исходных уравнений объекта (процедура Т-преобразования) [13], либо выбираться исходя из типа особенностей поведения [15].

Нейросетевая реализация нелинейных законов в отличие от аналитических характеризуется ограниченностью амплитуд сигналов управления. Это свойство обеспечивает корректность формируемых законов в окрестности особенностей канала управления, порождающих проблемы неединственности и существования точного решения. Однако способность нейросетевого регулятора “обучаться” при использовании традиционных алгоритмов, базирующихся на методе градиентного спуска, гарантируется только при выполнении ряда условий, традиционных для систем адаптивного управления [13]. Часть из них может нарушаться в особых областях, поэтому актуальной задачей является модификация алгоритмов обучения, предназначенных для использования в системах управления, обладающих нелинейными особенностями канала управления.

Особенности канала управления приводят к искажениям аналитических законов, синтезируемых на основе точной математической модели объекта. Искажения обусловлены возникновением разрывов в функции управления для областей, обладающих особенностями, например, физическими ограничениями, накладываемыми на амплитуду воздействий и скорость работы исполнительных органов. Обучаемая в реальном времени нейронная сеть воспроизводит аналитический закон с высокой точностью, при этом она позволяет учитывать физические ограничения на функцию управления за счет модификации алгоритмов обучения.

Рассмотрим необходимое условие разрешимости задачи настройки нейросетевого регулятора, формализуемое как возможность влияния на ошибку за счет изменения весов нейросети [13]:

$$\frac{\partial \sigma_r}{\partial u} \neq 0 .$$

Выполнение условия необходимо в связи с использованием в схеме стандартной версии алгоритма обратного распространения ошибки. Если условие разрешимости не выполняется, процесс настройки весов становится непредсказуемым и значения настраиваемых коэффициентов могут неограниченно возрастать, что приведет к необходимости перенастройки сети при выходе за пределы области особенности канала управления.

Проблема неограниченного роста значений весов может быть решена отключением алгоритма настройки в области особенности. Для известной заранее функции управления и особенности типа ограничение амплитуды такой момент переключения является очевидным, для неизвестной – требует модификации алгоритма обучения, так как несвоевременное включение может приводить к задержке реакции на изменения в поведения объекта.

Известен ряд модификаций алгоритмов адаптивных систем для ограничений в канале управления, заключающееся в построении виртуальной подсистемы, компенсирующей “зависание” алгоритмов настройки в районе особенности [16]. В более поздних работах методом функций Ляпунова доказывалась устойчивость замкнутой системы с аналогичным алгоритмом для класса линейных систем [6]. Ранее авторами был предложен алгоритм настройки [17], не использующий виртуальную подсистему и метод функций Ляпунова, однако он применим только при наличии информации о допустимых амплитудах воздействия, что является естественным в большинстве прикладных задачах. В настоящей работе предлагается обобщение модификации алгоритмов, применимое для более широкого класса задач и не требующего информации о предельных амплитудах воздействия.

III. Модификация алгоритма обучения

Предлагаемый алгоритм состоит из двух частей, одна из них – базовая реализует алгоритм обратного распространения ошибки с функциями макропеременных в качестве аргумента функционала обучения, другая – предназначена для подавления неограниченного роста коэффициентов нейросети в области особенности, параметры которой заранее неизвестны. Благодаря способности нейронной сети к реализации практически любой гладкой функции, работа двух алгоритмов позволяет аппроксимировать в реальном времени функцию управления аналогичную аналитическому прототипу с учетом разрешения особых точек (разрывов).

Каждая из двух частей алгоритма функционирует в своей области пространства состояний. Первая часть алгоритма предназначена для формирования сигнала согласно аналитическому прототипу, вторая – для удержания выхода сети на уровне предельных значений в области особенности. Области имеют пересечение, на котором одновременно действуют оба алгоритма по принципу противовеса. Благодаря этому формируемый нейронной сетью сигнал не покидает пределы допустимой области. При этом не теряется способность сети к перенастройке, так как возвращение в «неособую» область остается беспрепятственным.

Введем специальную ошибку обучения для области особенности σ_s, противодействующую росту значений модуля сигнала управления, формируемого нейронной сетью:

$$\sigma_s = u\,,$$

Функции σ_r и σ_s в явном виде зависят от коэффициентов нейронной сети w_r и w_s, это означает, что для обучения можно использовать градиентные алгоритмы. Обозначим алгоритм настройки w_s для σ_s, как $A_s\left(u,\sigma_s,c\right)$. Алгоритм обучения нейронной сети сформируем в виде следующего выражения:

$$A_u\left(\cdot\right) = \left(1-\kappa\left(x,u,c\right)\right)A_r\left(\cdot\right) + \kappa\left(x,u,c\right)A_s\left(\cdot\right),$$

где $\kappa\left(\cdot\right)$ – функция переключения между алгоритмами в окрестности особенностей.

Схема работы алгоритма основана на идее встречного противодействия, одновременно оба алгоритма работают только в «пограничной» области, где $0<\left|\kappa\right|<1$. В пограничных областях функция κ монотонна по аргументам. При этом имеется единственная точка, в которой выполняется равенство $\kappa\left(\cdot\right)=1-\kappa\left(\cdot\right)$ (точка равновесия). Смещение весов $A_s\left(\cdot\right)$ всегда направлено в сторону уменьшения модуля u. Если при этом вектор изменений $A_r\left(\cdot\right)$ направлен в сторону увеличения модуля u, то в точке равновесия выходы алгоритмов настройки весов компенсируют друг друга, а значит – выход нейронной сети установятся на фиксированном значении. Если же вектор $A_r\left(\cdot\right)$ будет направлен в сторону уменьшения модуля u, значение формируемого сигнала изменится в сторону выхода из области особенности. Таким образом, предложенный алгоритм препятствует прохождению процесса сквозь пограничную область (область особенности канала управления) без остановки процесса обучения и неограниченного роста коэффициентов сети.

Для успешного функционирования алгоритма необходимо сформировать функцию $\kappa(\cdot)$. В предыдущих работах [17] для частного случая особенности типа ограничение канала управления предполагалось, что параметры этой области заранее известны. В настоящей работе рассмотрен более общий случай, когда точка переключения алгоритмов заранее не определена.

Чтобы определить область переключения алгоритмов предлагается использовать подсистему идентификации параметров модели ошибки σ_r. Такая модель содержит информацию об особенностях динамического объекта с точки зрения канала управления, в частности, на ее основе может быть получена оценка зависимости изменения ошибки от изменения сигнала управления. Подобная информация позволяет сформировать функцию переключения алгоритмов $\kappa(\cdot)$.

Для определения структуры модели преобразуем выражение для обобщенной ошибки σ_r с учетом правила дифференцирования сложной функции:

$$\sigma_r = \phi\left(\psi,\dot{\psi},\ldots,c\right) =$$

$$= \phi\left(\psi\left(x_1,\ldots,x_n\right),\sum_i \frac{\partial\psi}{\partial x_i}\dot{x}_i,\ldots\right) =$$

$$= \phi\left[\psi\left(x_1,\ldots,x_n\right),\sum_i \frac{\partial\psi}{\partial x_i} f_i\left(x_1,\ldots,x_n,u\right),\ldots,c\right] =$$

$$= F(x_1,\ldots,x_n,u,c)\,.$$

Таким образом, модель ошибки представляет собой статическое преобразование вектора входных значений, включающего компоненты вектора состояния объекта и управляющее воздействие, в скалярное значение ошибки обучения. Для построения алгоритма идентификации в качестве аппроксимации $F(\cdot)$ предлагается использовать нейронную сеть. В этом случае задача идентификации состоит в определении коэффициентов по сигналу расхождения между моделью и значением ошибки:

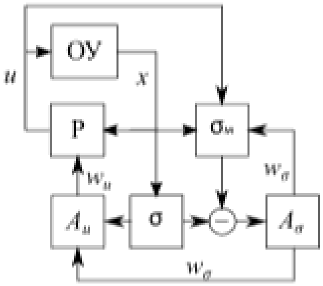

Рис. 1. Схема нейросетевой системы с модифицированным алгоритмом

$$e_\sigma = \sigma_r - \sigma_m\,, \sigma_r = \phi\left(\psi, \hat{\dot{\psi}}, \ldots, c\right),$$

$$\sigma_m = F_m\left(x_1, \ldots, x_n, u, w_\sigma\right)$$

где $\hat{\dot{\psi}}$ – определяется численно, w_σ – коэффициенты идентифицируемой модели (нейронной сети).

При выполнении условия квазистационарности параметров модели ошибки, удовлетворяющих уравнению $e_\sigma = 0$, становится возможным использовать частную производную $\partial\sigma_r / \partial u$ в алгоритме настройки нейронной сети регулятора $A_r(\cdot)$ для учета особенностей канала управления. Интерес представляют области в окрестности нуля, где происходит локальная потеря управляемости и/или смена знака градиента алгоритма настройки коэффициентов регулятора. Выражение для оценки частной производной может быть получено из уравнения преобразования нейросети:

$$\frac{\partial\sigma_m}{\partial u} = \frac{\partial F\left(x_1, \ldots, x_n, u, w_\sigma\right)}{\partial u} =$$

$$= \frac{\partial\left[\sum\limits_{k2=1,N_n} w_{k_2} f_a\left(\sum\limits_{k_1=1,n} w_{k_1,k_2} x_{k1} + w_{uk_2} u + w_{0k_2}\right) + w_0\right]}{\partial u} =$$

$$= \sum_{k2=1,N_n} w_{k_2} w_{uk_2} f_a(\cdot)\left(1 - f_a(\cdot)\right),$$

где f_a – сигмоидная функция активации, w_{k2}, w_{uk_2}, w_{k1,k_2}, w_{0k_2}, w_0 – коэффициенты нейронной сети, N_n – число нейронов в скрытом слое сети.

Обобщенная схема нейросетевой системы управления с модифицированным алгоритмом и подсистемой идентификации представлена на рисунке.

IV. Заключение

Представленная модификация алгоритма может быть использована в системах управления объектами с неполным описанием процессов, например, с частично определенной правой частью дифференциальных уравнений его математической модели. В докладе в качестве примера такой системы будет рассмотрена задача стабилизации крыла самолета в воздушном потоке [18]. Особенностью синтезируемой адаптивной системы является способность подавлять колебания при минимальной априорной информации о модели процесса и существенном ограничении амплитуды управляющего воздействия. Последнее не позволяет использовать для решения подобных задач традиционные методы адаптивного управления. Работоспособность системы подтверждается результатами численного моделирования.

Список литературы

[1] Стабилизация курса нейтрального самолета автопилотом с постоянной скоростью сервомотора и зоной нечувствительности / Андронов А.А., Баутин Н.Н. // Докл. АН СССР. 1945. Т. 46, № 4. С. 158–161.

[2] Utkin V.I. Variable structure systems with sliding modes // IEEE Trans. on Automatic Control. 1977. Vol. AC-22, № 2. P. 212–222.

[3] Desoer C. A., Shahruz S. M. Stability of dithered nonlinear systems with backlash or hysteresis // Int. J. Control. 1986. Vol. 43, № 4. P. 1045–1060.

[4] Adaptive nonlinear control of systems containing a dead-zone / D. A. Recker, P. V. Kokotovic, D. Rhode et al. // Proc. of the IEEE Conf. on Decision and Control. Brighton (England), Dec. 1991. / P. 2111–2115.

[5] Sun X., Zhang W., Jin Y. Stable adaptive control of backlash nonlinear systems with bounded disturbance // Proc. of the IEEE Conf. on Decision and Control. Tucson (USA), Dec. 1992. / P. 274–275.

[6] Karason S.P., Annaswamy A.M. Adaptive control in the presence of input constraints // IEEE Trans. on Automatic Control. 1994. Vol. 39, № 11. P. 2325–2330.

[7] Tao G., Kokotovic P.V. Adaptive control of plants with unknown hysteresis // IEEE Trans. on Automatic Control. 1995. Vol. 40, № 2. P. 200–212.

[8] Bentsman J., Miller B. M. Dynamical systems with active singularities of elastic type: a modeling and controller synthesis framework // IEEE Trans. on Automatic Control. 2007. Vol. 52, № 1. P. 39–55.

[9] Krener A.J. On the equivalence of control systems and the linearization of nonlinear systems // SIAM J. Control. 1973. Vol. 11, № 4. P. 670–676.

[10] Abed E.H., Fu J.H. Local feedback stabilization and bifurcation control. I. Hopf bifurcation // Syst. & Contr. Lett. 1986. Vol. 7, № 1. P. 11–17.

[11] Margulies G., Aubrun J. N. Geometric theory of single-gimbal control moment gyro systems // J. of the Astronautical Sci. 1978. Vol. 26, № 2. P. 159–191.

[12] Paradiso J. Global steering of single gimballed control moment gyroscopes using a di-rected search // AIAA J. of Guidance, Control and Dynamics. 1992. Vol. 15, № 5. P. 1236–1244.

[13] Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления. Кн. 8. / под ред. А.И. Галушкина. М.: Изд-во ИПРЖР, 2002. 480 с.

[14] Колесников А.А. Синергетическая теория управления. М.: Энергоатомиздат, 1994. 344 с.

[15] Терехов В.А., Никонов А.Н. Синтез нейрорегулятора нелинейных динамических объектов на основе одной модели бифуркаций // Мехатроника, автоматизация, управление, №1, 2010. С.31-42.

[16] Monopoli R.V. Adaptive control for systems with hard saturation // Proc. IEEE Conf. Decis. Contr. 1975. P. 841–843.

[17] Никонов А.Н., Терехов В.А. О проблеме начальных условий в управляемых сис-темах с нелинейной динамикой и особенностями канала управления // Мехатрони-ка, автоматизация, управление, №2, 2012. С.2-10.

[18] Demenkov M.N. Bifurcation control of aeroelastic limit cycle oscillations // Proceedings of second IFAC meeting related to analysys and control of chaotic systems (CHAOS'09), Queen Mary University of London, UK, 2009.