



УДК 004.032.2.6

А. Н. Никонов, К. М. Жеронкин  
Санкт-Петербургский государственный электротехнический  
университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

## Алгоритм адаптивного управления нелинейным объектом с исполнительным механизмом ограниченной силы воздействия

*Описывается проблема неопределенности в канале управления и возможный путь решения с использованием методов адаптивного управления. В качестве примера рассматривается задача управления флаттером, для которого необходимо подавить колебания на высоких скоростях. Алгоритм реализован на основе нейронной сети.*

### Нейросетевая система управления, флаттер, особенности в канале управления, ограничение в канале управления

Синтез аналитических законов для систем с особенностями приводит к возникновению неопределенности в функции управления в этих областях пространства состояний. Реализация нелинейных законов заключается в разрешении неопределенностей закона. Ее решение основывается на учете физических ограничений, ослаблении требований к качеству переходных процессов, выполнении дополнительных условий, связанных со способом реализации. Например, естественным физическим требованием является ограниченность управляющих воздействий, а использование нейросетевой реализации допускает воспроизведение только непрерывных функций управления. Рассмотрим способы реализации нелинейных законов для различных типов особенностей канала управления.

**Нейросетевая система с особенностью  $u$ -типа.** Неопределенность особенности  $u$ -типа связана с проблемами неединственности и необходимости «зависания» формируемого сигнала управления на максимуме (минимуме) функции внутреннего управления ( $g$ ). В общем случае неединственность может быть раскрыта с помощью введения дополнительных критериев качества, а при их отсутствии выбор одного из вариантов становится произвольным. В жестко заданных законах

управления эффект «зависания» может достигаться «вклеиванием» постоянных значений на заданном интервале. При реализации закона на базе перестраиваемой структуры, например, нейросетевой выбор варианта в случае неединственности определяется начальными условиями, а для получения эффекта зависания необходима модификация алгоритмов настройки, обеспечивающая приближение формируемого сигнала к постоянному во времени значению при переменных входах (рис. 1). На рис. 1 обозначены:  $u$  – функция управления;  $t$  – время;  $\Omega_0$  – область экстремума, в которой увеличение (уменьшение) уровня управления не приводит к увеличению (уменьшению) внутреннего управления.

Для реализации нелинейных законов с особенностями на базе нейронных сетей необходима модификация алгоритмов обучения. Рассмотрим одну из возможных модификаций, обеспечивающую корректное функционирование нейросетевой системы в области  $u$ -особенностей.

Неопределенность особенности  $u$ -типа связана с проблемами реализации нелинейных законов с особенностью  $u$ -типа и предполагает устранение неединственности и создание эффекта «зависания» значений управляющего сигнала на экстремуме. Первый эффект реализуется выбором

начальных условий алгоритма обучения нейронной сети – весовых коэффициентов. Во втором случае необходима разработка модификации алгоритмов настройки весов.

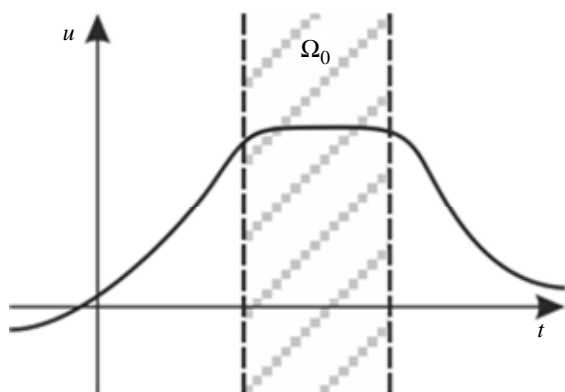


Рис. 1

Рассмотрим необходимое условие разрешимости задачи настройки нейросетевого регулятора, формализуемое как возможность влияния на ошибку за счет изменения весов нейросети [1]:

$$\frac{\partial \sigma}{\partial u} \neq 0, \quad \sigma = G(\psi, \dot{\psi}),$$

где  $\sigma = G(\cdot)$  – обобщенная ошибка обучения нейронной сети;  $\psi$  – функция макропеременных. Выполнение условия необходимо в связи с использованием в схеме стандартной версии алгоритма обратного распространения ошибки. Если условие 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 с  $u$ -особенностью канала управления.

Проблема неограниченного роста значений весов может быть решена отключением алгоритма настройки в области экстремума функции  $g$ . Подобное решение допустимо только для известной заранее функции управления, при неизвестной момент обратного включения становится неопределенным. В нейросетевой системе с формированием закона в реальном времени несвоевременное включение алгоритма настройки может привести к задержке реакции на изменения в модели поведения объекта.

Для учета особенностей  $u$ -типа необходимо модифицировать алгоритм обучения нейронной сети в схеме. Известно решение подобной проблемы для адаптивных систем с ограничением в канале управления, заключающееся в построении виртуальной

подсистемы, компенсирующей «зависание» алгоритмов настройки в районе экстремума [2].

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 удержания выхода нейросети на уровне экстремума в области особенности. Благодаря способности нейронной сети к реализации практически любой гладкой функции работа двух алгоритмов позволяет аппроксимировать в реальном времени функцию управления с зависанием в области «экстремума».

Анализ устойчивости может проводиться на основе системы с аналитическим прототипом, синтезированным по тому же инварианту, что и нейросетевой регулятор. В этом случае становится возможным использование существующих методов исследования динамики нелинейных систем.

Структуру предлагаемого алгоритма обучения составим из двух частей, каждая из которых функционирует в своей области пространства состояний. Первая часть алгоритма предназначена для формирования сигнала согласно прототипу, вторая – для удержания выхода сети на уровне экстремальных значений. Области имеют пересечение, на котором одновременно действуют оба алгоритма по принципу противовеса, благодаря чему 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.

Для иллюстрации работы предложенного алгоритма рассмотрим пример нейросетевой системы с  $u$ -особенностью канала управления.

**Нейроуправление флаттером: нелинейная задача.** Проблема флаттера известна с середины XX в. и до сих пор актуальна, а разработка эффективных способов противодействия флаттеру относится к одному из перспективных направлений развития аэрокосмических технологий [3], [4]. Флаттер как колебания конструкции в потоке воздуха возникает на критических скоростях движения. Предотвращение флаттера позволяет улучшить скоростные характеристики летательных аппаратов, уменьшить массу конструкции, увеличить полезную нагрузку. Различают пассивные и активные способы подавления флаттера. В первом случае речь идет об оптимизации конструкции летательного аппарата, во втором – о разработке систем управления, стабилизирующих колебания. Активные системы делают возможным создание новых типов «интеллектуальных»

летательных аппаратов с изменяющейся (адаптивной) конструкцией [4]–[6].

Рассмотрим физическую систему, моделирующую флаттер крыла самолета и способ активного противодействия. Она состоит из секции крыла подвешенного на пружине в потоке воздуха и исполнительного механизма (рис. 2). Динамика модели описывается системой [7]:

$$M \ddot{y} + D(v)\dot{y} + K(y, v)y = C(v)\text{sat}(u),$$

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix}, u = \beta \frac{180}{\pi}, M = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 \end{bmatrix},$$

$$C(v) = \frac{\pi}{180} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \end{bmatrix} v^2,$$

$$D(V) = \begin{bmatrix} d_{10} + d_1 v & d_2 v \\ d_3 v & d_{40} + d_4 v \end{bmatrix},$$

$$K(y, v) = \begin{bmatrix} k_1 & k_2 v^2 \\ 0 & k(y_2) + k_3 v^2 \end{bmatrix},$$

$$\text{sat}(u) = \begin{cases} u, & |u| \leq u_{\max}, \\ \text{sign}(u)u_{\max}, & |u| > u_{\max}, \end{cases}$$

$$k(y_2) = a_0 + a_1 y_2 + a_2 y_2^2.$$

где  $m_i, c_i, d_i, k_i, a_i$  – обобщенные коэффициенты физической модели (в частности, зависящие от коэффициентов упругости пружин  $k_\alpha$  и  $k_h$ );  $v$  – скорость потока воздуха;  $y_1 = h$  – вертикальное отклонение крыла от начала координат;  $y_2 = \alpha$  – угол поворота крыла относительно точки крепления;  $\beta$  – угол поворота регулируемой плоскости крыла;  $u$  – управляющее воздействие;  $u_{\max}$  – максимальная амплитуда управления.

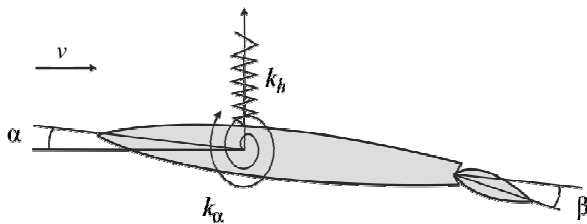


Рис. 2

Осуществим синтез нейросетевой системы управления для модели, обеспечивающей подавление незатухающих колебаний переменных  $y_1$  и  $y_2$  (флаттер) при различных скоростях потока  $v$  и заданных свойствах канала управления  $u_{\max}$ . Решение задачи осложнено нелинейностью и многомерностью модели, значительной вариацией параметра  $v$ , ограничением управляющего воздействия по амплитуде. Последнее обстоятельство говорит о наличии в модели особенности канала управления  $u$ -типа, так как характеристику  $\text{sat}(u)$  приближенно можно рассматривать как функцию с двумя экстремумами при  $u \rightarrow \pm\infty$ .

В отсутствии управления модель обладает положением равновесия в начале координат, устойчивым при скоростях потока  $v < v_c$ . Превышение критической скорости  $v_c$  приводит к потере устойчивости с возникновением автоколебательного режима (рис. 3 а, б). Для стабилизации используем физическую особенность системы. С одной стороны, при нулевом угле  $\alpha$  между направлением потока и осью симметрии крыла воздействие на систему оказывает только пружина. С другой, колебания пружины затухают, если отсутствуют прочие воздействия. Это означает, что для стабилизации системы достаточно выполнения соотношения  $\alpha \rightarrow 0$  при  $t \rightarrow 0$ , или в обозначениях системы при  $y_2 \rightarrow 0$ .

Для синтеза нейросетевой системы выберем структуру согласно схеме [8], затем внесем модификацию в алгоритм обучения, описанную далее. В качестве инварианта  $\psi$  и ошибки  $\sigma$  выберем

$$\psi = \alpha, \quad \sigma = \ddot{\psi} + b_1 \dot{\psi} + b_2 \psi,$$

где  $b_i$  – числовые коэффициенты.

Обозначим пограничные области  $\Omega_1$  и  $\Omega_2$ , соответствующие двум  $u$ -особенностям системы, а также их объединение – область  $\Omega$ :

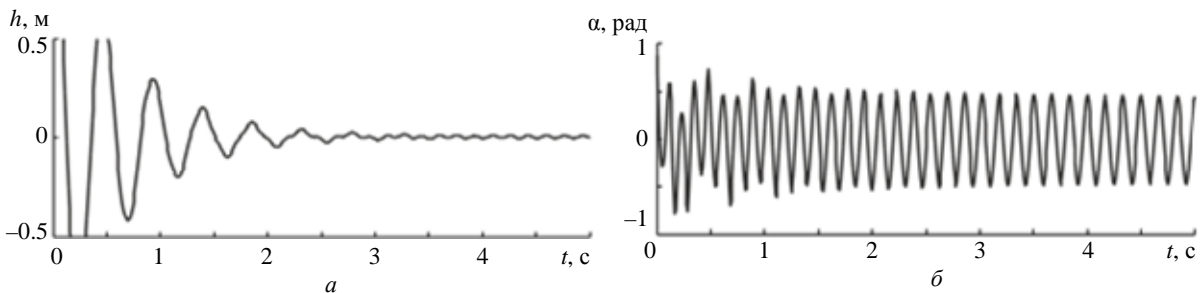


Рис. 3

$$\Omega = \Omega_1 \cup \Omega_2 = (-u_{\max} - \Delta u; -u_{\max} + \Delta u) \cup (u_{\max} - \Delta u; u_{\max} + \Delta u),$$

где  $\Delta u$  – параметр, определяющий ширину пограничной области. Введем специальную ошибку обучения  $\sigma_\Omega$  для области  $\Omega$ , противодействующую росту значений модуля сигнала управления, формируемого нейронной сетью:

$$\sigma_\Omega = u.$$

Функции  $\sigma$  и  $\sigma_\Omega$  в явном виде зависят от коэффициентов нейронной сети  $w$  – это означает, что для обучения можно использовать градиентные алгоритмы. Обозначим алгоритмы, соответствующие ошибкам  $\sigma$  и  $\sigma_\Omega$ , как  $\mathcal{A}(x, w, \sigma)$  и  $\mathcal{A}_\Omega(x, w, \sigma_\Omega)$ . Алгоритм обучения нейронной сети сформируем с помощью специальных функций  $\kappa_1$  и  $\kappa_2$ , аргументы которых – сигнал управления  $\Delta$  и смещение весов и  $\Delta_\Omega$ , формируемые алгоритмами  $\mathcal{A}$  и  $\mathcal{A}_\Omega$ :

$$\dot{w} = \tilde{\mathcal{A}} = \kappa_1(\Delta, u) + \kappa_2(\Delta_\Omega, u),$$

$$\kappa_1(\Delta, u) = \begin{cases} \Delta, & |u| \leq u_{\max} - \Delta u; \\ 0, & |u| \geq u_{\max} + \Delta u; \\ \Delta \operatorname{sign}(u) [\operatorname{sign}(u)(u_{\max} + \Delta u) - u], & u_{\max} - \Delta u < |u| < u_{\max} + \Delta u; \end{cases}$$

$$\kappa_2(\Delta_\Omega, u) = \begin{cases} 0, & |u| \leq u_{\max} - \Delta u; \\ \Delta_\Omega, & |u| \geq u_{\max} + \Delta u; \\ \Delta_\Omega [2 \Delta u + \operatorname{sign}(u) \times (u - \operatorname{sign}(u)(u_{\max} + \Delta u))], & u_{\max} - \Delta u < |u| < u_{\max} + \Delta u. \end{cases}$$

Схема работы алгоритма основана на идее встречного противодействия (рис. 4), оба алгоритма одновременно работают только в области  $\Omega$ . В каждой из областей  $\Omega_1$  и  $\Omega_2$  функции  $\kappa_1(\Delta, u)$  и  $\kappa_2(\Delta_\Omega, u)$  монотонны по аргументу  $u$ . При этом имеется единственная точка  $u_0$ , в которой их модули равны (точка равновесия). Смещение  $\Delta_\Omega$  всегда направлено в сторону уменьшения модуля  $|u|$ . Если при этом вектор  $\Delta$  направлен в сторону увеличения модуля  $|u|$ , то в точке равновесия  $u_0$  векторы  $\Delta$  и  $\Delta_\Omega$  компенсируют друг друга и выход нейронной сети установится на фиксированном значении. Если же вектор  $\Delta$  направлен в сторону уменьшения модуля  $|u|$ , значение формируемого сигнала изменится в сторону выхода из области  $\Omega$ . Таким образом, предложенный алгоритм препятствует прохождению процесса сквозь пограничную область  $\Omega$  (область  $u$ -особенности канала управления) без остановки процесса обучения и неограниченного роста коэффициентов сети.

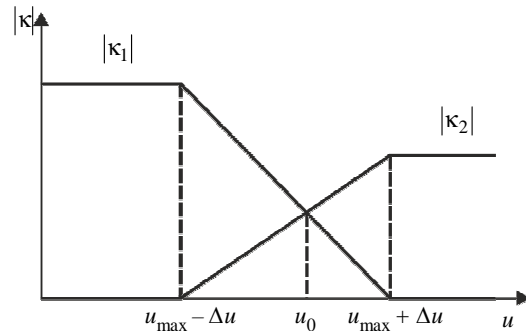


Рис. 4

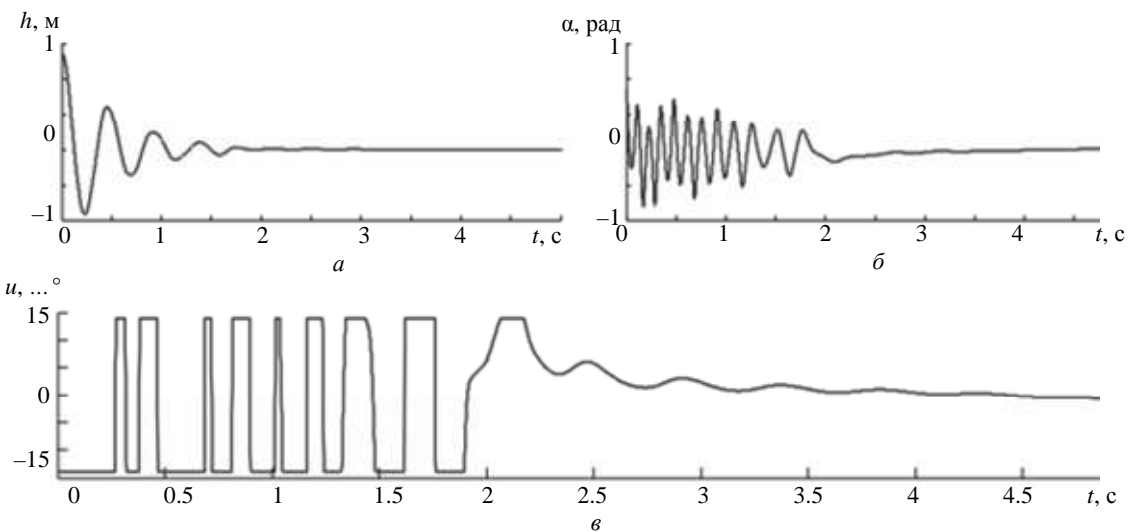


Рис. 5

Промоделируем нейросетевую систему с новым алгоритмом обучения, для чего воспользуемся значениями параметров модели, приведенных в публикации [7]. Для управления выберем сеть с десятью нейронами в скрытом слое, начальные значения весов зададим случайным образом. Первоначальное обучение сети проведем методом моделирования в составе замкнутой системы. Приемлемое качество нейросетевой системы (подавление флаттера) наблюдается уже после 3–5 запусков с одинаковыми начальными условиями (рис. 5). Процесс подавления флаттера нейросетевой системой управления:  $a$  – вертикальное отклонение

секции крыла от точки крепления;  $b$  – угловое отклонение относительно горизонтали;  $c$  – угол поворота регулируемой плоскости крыла.

В процедуре синтеза нейросетевой системы использована информация только качественного характера (физическое описание). Синтез осуществлен в условиях неизвестных нелинейных характеристик модели и значений параметров (механических и аэродинамических). Таким образом, систему управления можно рассматривать как *типовую* для класса объектов, задаваемого физической моделью секции крыла.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Терехов В. А., Ефимов Д. В., Тюкин И. Ю. Нейросетевые системы управления. Кн. 8 / под общ. ред. А. И. Галушкин / ИПРЖР. М., 2002. 480 с.
2. Monopoli R. V. Adaptive control for systems with hard saturation // Proc. IEEE Conf. Decis. Contr. Houston, 1975. P. 841–843.
3. Chambers J. R. Innovation in flight: research of the NASA Langley research center on revolutionary advanced concepts for aeronautics. National Aeronautics and Space Administration. URL: [http://history.nasa.gov/monograph39/mon39\\_a.pdf](http://history.nasa.gov/monograph39/mon39_a.pdf) (дата обращения: 14.03.2012).
4. Livne E. Future of Airplane Aeroelasticity // J. of Aircraft. 2003. Vol. 40, № 6. P. 1066–1092.
5. Crawley E. F. Intelligent structures for aerospace: a technology overview and assessment // AIAA J. 1994. Vol. 32, № 8. P. 1689–1699.
6. Static Shape Control for Adaptive Wings / F. Austin, M. J. Rossi, T. W. Van Nostrand and G. Knowles // AIAA J. 1994. Vol. 32, № 9. P. 1895–1901.
7. Demenkov M. N., Goman M. G. Bifurcation control of aeroelastic limit cycle oscillations // Proc. of second IFAC meeting related to analysis and control of chaotic systems (CHAOS'09). London, 2009.
8. Никонов А. Н., Терехов В. А. О проблеме начальных условий в управляемых системах с нелинейной динамикой и особенностями канала управления // Мехатроника, автоматизация, управление. 2012. № 2. С. 2–10.

A. N. Nikonov, K. M. Zheronkin  
Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI»

### ADAPTIVE CONTROL ALGORITHM FOR A NON-LINEAR OBJECT WITH A FORCE LIMITED ACTUATING DEVICE

*A problem of uncertainties in the control channel and a possible way of its solution using the adaptive control methods are described. As an example, a control problem of the flutter is considered, for which it is essential to suppress vibrations at a high speed. The algorithm is based on a neural network.*

**Neural network control system, flutter, uncertainties in control channel, limitations in the control channel**