

АЛГОРИТМ НАСТРОЙКИ ВЕСОВЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ НЕЙРОКОНТРОЛЛЕРА ПРИ УПРАВЛЕНИИ ДИНАМИЧЕСКИМИ ОБЪЕКТАМИ

Дихтяренко В. Н., Козуб А. Н., Кучеров Д. П.

Рассмотрена задача настройки нейроконтроллера, который принимает участие в управлении динамическим объектом с неизвестными параметрами. Настройка нейроконтроллера осуществляется путем его обучения по результатам очередного испытания. Особенностью алгоритма является фиксация ошибочных ситуаций управления, которые вводятся в алгоритм обучения, придавая ему свойства самообучения. Предлагаемый алгоритм обучения обеспечивает квазиоптимальность по времени и точности управления в системе управления динамическим объектом. Предлагается вариант технической реализации системы управления с нейроконтроллером, а также приводятся результаты ее моделирования.

Розглянута задача налаштування нейроконтролера, який бере участь в управлінні динамічним об'єктом з невідомими параметрами. Налаштування нейро-контролера здійснюється шляхом його навчання за результатами чергового випробування. Особливістю алгоритму є фіксація помилкових ситуацій управління, які вводяться в алгоритм навчання, надаючи йому властивості самонавчання. Пропонований алгоритм навчання забезпечує квазіоптимальний за часом і точністю управління у системі управління динамічним об'єктом. Пропонується варіант технічної реалізації системи керування з нейроконтролера, а також наводяться результати її моделювання.

The paper considers the problem of setting neurocontroller taking part in the control of a dynamic object with unknown parameters. Setting neurocontroller carried out by his learning as a result of the next test. Feature of the algorithm is to fix the faulty control situations that are introduced in the learning algorithm, giving it the properties of the self-learning. The proposed algorithm provides a quasi-optimal on time and accuracy of control in the control of a dynamic object. A version of the technical implementation of the control system neurocontroller is proposed, as well as the results of its modeling.

Дихтяренко В. Н.

Козуб А. М.

Кучеров Д. П.

вед. специалист НАУ

vosha@i.ua

канд. техн. наук, ст. науч. сотр., доц. НАОУ

kozubtanja@rambler.ru

д-р техн. наук, ст. науч. сотр., проф. НАУ

НАУ – Национальный авиационный университет, г. Киев;

НАОУ – Национальная академия обороны Украины, г. Киев.

УДК 681.5

Дихтяренко В. Н., Козуб А. Н., Кучеров Д. П.

АЛГОРИТМ НАСТРОЙКИ ВЕСОВЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ НЕЙРОКОНТРОЛЛЕРА ПРИ УПРАВЛЕНИИ ДИНАМИЧЕСКИМИ ОБЪЕКТАМИ

В последнее время в машиностроении широко используется подход построения систем управления динамическими объектами с нейросетевым регулятором в контуре управления. Основным преимуществом таких систем является обеспечение заданного качества управления в условиях, когда происходят изменения условий функционирования системы или же изменение параметров объекта, вызванные изменением нагрузки на исполнительные механизмы системы. Такие условия функционирования возникают в устройствах управления летательных аппаратов, робототехнических устройств, ядерных реакторов и др.

Система управления с нейросетевым регулятором представляет собой некоторую информационно–управляющую систему, которая включает вычислительные устройства, регуляторы, исполнительные устройства и другие элементы, которые могут использоваться для автоматического управления некоторым динамическим объектом, математическая модель которого может быть представлена системой дифференциальных уравнений.

Наиболее распространенные требования, которые предъявляются к системе управления, – это точность и время отработки заданий объектом управления. Значения этих показателей существенно зависят от полезной нагрузки, исполнительного элемента и методов управления, которые применяются, а также от условий функционирования.

Различают методы управления с полной информацией о параметрах исполнительного элемента и нагрузки и адаптивные подходы, которые позволяют системе функционировать в условиях смены ее параметров в широком диапазоне или же в целом допускают отсутствие априорной информации об этих параметрах, что является наиболее распространенным случаем. Резкая смена параметров и возмущений расстраивают систему управления, которая удовлетворительно работает в средних расчетных условиях, при этом цель управления может не достигаться. Именно в таких случаях целесообразно использование адаптивных подходов.

К таким подходам относится и подход, основанный на построении нейросетевого регулятора, обеспечивающего коррекцию параметров регулятора с целью оптимизации его работы в сложившихся условиях функционирования. Достоинствами регулятора данного типа могут быть отсутствие эталонной модели, возможность функционирования с возмущающими воздействиями различной природы, простота технической реализации. В связи с этим задача синтеза нейросетевого управления динамическим объектом в условиях варьирования параметров исполнительного элемента, нагрузки и влияния возмущающих факторов представляется актуальной.

Известные подходы реализации адаптивных систем базируются на методах построения самонастраивающихся систем, таких как методы построения экстремальных и нейросетевых систем. Целесообразность использования того или иного способа построения системы определяется особенностями объекта управления и условиями его функционирования. Так, в случае экстремальной зависимости параметров объекта от сигнала управления и при условии непрерывной смены параметров оборудования существует возможность использования экстремальных способов управления. В тех же системах, где экстремальность характеристик не обнаруживается, целесообразно использовать методы, которые базируются на регулировании по нейросетевым принципам.

Большинство разработок, связанных с построением нейроконтроллеров в контуре управления [1–4], опираются на результаты работы [5], где представлены результаты работы системы «Adaline» при управлении динамическими объектами. Система «Adaline» (Adaptive linear neurone) состоит из усилителей с переменными коэффициентами передачи (весовыми коэффициентами, настроенными параметрами), которые настраиваются в процессе функционирования, и сумматора сигналов. Идея коррекции вектора параметров основана на результатах очередного испытания и применения их к эталонной функции решающего блока системы «Adaline». По результатам сравнения полученной реакции и ожидаемой принимается решение о коррекции вектора параметров. Основным недостатком такого способа настройки являются продолжительность настройки и точность отработки задания динамическим объектом после проведения настройки. Способ настройки существенно опирается на отличия, которые имеются в решающей функции эталонной модели и системе «Adaline». Наличие этих различий определяет величину и направление изменения весовых коэффициентов, а с другой стороны для обеспечения точности настройки необходимо осуществлять коррекцию малым шагом, что в целом определяет длительность процесса их настройки. При этом подстройка осуществляется к параметрам обучающей модели, которая не учитывает динамические свойства объекта управления в условиях функционирования. Таким образом, если параметры эталонной модели отличаются от параметров управляемого объекта, то желаемой точности и быстродействия достигнуто не будет.

В [1] система «Adaline» применена для управления ядерным реактором. Управляющее устройство состоит из нейроконтроллера и ПИД – регулятора в качестве эталонной модели. Для настройки нейроконтроллера (исполненного по принципам построения системы «Adaline») в качестве эталонной модели применен ПИД-регулятор. Для настройки весовых коэффициентов системы нейроконтроллера используются выходные данные ПИД-регулятора, которые в соответствии с алгоритмом работы нейроконтроллера меняют его весовые коэффициенты. Когда реакция нейроконтроллера становится такой же, как и выход ПИД-регулятора, ПИД-регулятор выключается.

Недостатками подхода следует считать низкую скорость настройки весовых коэффициентов и недостаточные как точность, так и быстродействие предложенной системы управления, в которой ПИД-регулятор используется в качестве эталонной модели для настройки нейроконтроллера. Точность и быстродействие системы в значительной мере определяются качеством настройки ПИД-регулятора и влияют на скорость настройки нейрорегулятора, требующего времени для обучения.

Работа [2] представляет стратегию управления прямой адаптации нейронной сети для нелинейной системы с неизвестными параметрами типа регрессии. Предполагается, что система обучается путем минимизации выходных значений нейронной модели. Для систем с переменной структурой в [3] предполагается использование скользящего режима в целях повышения устойчивой работы системы управления.

Как показано в [4], при нейрорегуляторном управлении динамическим объектом существует возможность избавиться от необходимости использования скользящего режима, который приводит не просто к затягиванию процесса управления, но и обеспечивает щадящий режим исполнительской части системы управления за счет сведения к минимуму числа переключений сигнала управления.

Целью статьи является синтез алгоритма настройки весовых коэффициентов нейроконтроллера в контуре управления динамического объекта, обладающем достаточными показателями точности и быстродействия при отсутствии эталонной модели.

Рассматривается динамический объект, описываемый дифференциальным уравнением вида:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + bu(t), \quad (1)$$

в котором $x(t) \in R^n$ – вектор переменных состояния, $u(t)$ – управляющий сигнал, A – $n \times n$ матрица и b – n -мерный вектор, т. е.

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 1 \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \dots \\ k \end{pmatrix}. \quad (2)$$

В (2) коэффициенты $a_{n1}, a_{n2}, \dots, a_{nn}, k$ – определяются параметрами системы, которые конструктору системы заранее неизвестны. Предполагается только, что система (1), (2) комплексных корней не имеет, а коэффициенты $a_{n1}, a_{n2}, \dots, a_{nn}, k$ могут находиться в интервалах

$$\underline{a}_{ni} \leq a_{ni} \leq \bar{a}_{ni}, \quad \underline{k} \leq k \leq \bar{k}, \quad (3)$$

границы $\underline{a}_{ni}, \bar{a}_{ni}, \underline{k}, \bar{k}$ считаются известными.

Известно также, что объект в момент, связанный с пуском системы, т. е. когда $t=0$, находится в состоянии $x(0)$. Считается, что измерение состояний системы производится малошумящими датчиками или же они могут быть с достаточной точностью оценены. Ставится задача о перемещении объекта из начального состояния $x(0)$ в конечное $x(t_k)$ за минимальное время $T \in [0, t_k]$.

В соответствии с требованиями задачи, и введя предположение об известности параметров, будем считать, что алгоритм управления должен обеспечить оптимальный режим работы системы по времени за счет использования сигнала управления вида $u(t) = \{+U, -U\}$, а также его переключения в некоторые моменты времени с числом интервалов управления, определяемых известной теоремой об n -интервалах. Будем предполагать, что и в условиях задачи с неопределенными параметрами рассматриваемая система имеет близкий режим работы, причем число переключений сигнала управления не должно значительно превосходить n .

Режим работы системы, имеющий количество переключений сигнала управления близкое к оптимальному и обеспечивающий требуемое качество управления, будем называть квазиоптимальным. В этом случае управления скользящий режим динамической системы не предусматривается.

Как и в [1, 2] нейроконтролер по данным c_0 и $\Delta(t), \dot{x}(t)$ вычисляет значение некоторой решающей функции $F(c, X(t))$, где $X(t)$ – вектор, компоненты которого определяются цифровым кодом сигналов $\Delta(t) = x_3(t) - x(t)$ и $\dot{x}(t)$. Знак функции $F(c, X(t))$ определяет знак сигнала управления $u(t)$, который формируется коммутирующим элементом, а именно

$$u(t) = \begin{cases} +U, & \text{если } F(c, X(t)) > 0, \\ -U, & \text{если } F(c, X(t)) < 0, \\ u(t-0), & \text{если } F(c, X(t)) = 0. \end{cases} \quad (4)$$

Коммутирующий элемент переключает напряжение величины $+U$ или $-U$ на входе динамического объекта по закону (4). В (4) значение управляющего воздействия $u(t)$ также сохраняется равным предыдущему значению, если фазовая точка системы находится на поверхности переключений, то есть когда $F(c, X(t)) = 0$. Функция $F(c, X(t)) = 0$ в фазовом пространстве геометрически интерпретируется поверхностью переключений, рис. 1, которая делит все фазовое пространство на области управлений противоположных знаков. На рис. 2 введены обозначения e_1, e_2, e_3 – фазовое пространство, U_+ – управляющее воздействие положительного знака, U_- – управляющее воздействие отрицательного знака, O – начало координат.

Сигнал $u(t)$ заставляет объект двигаться в сторону уменьшения ошибки $\Delta(t)$, что соответствует положению точки O рис.2.

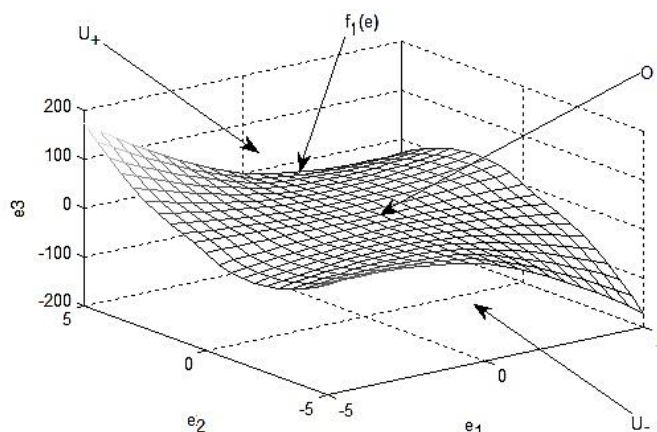


Рис.1. Вид функции $F(\cdot)$ в пространстве координат e_1, e_2, e_3 .

Основной сложностью подхода является определение вида функции $F(\cdot)$. Если известен точный вид математической модели (1), (2) и $n \leq 3$, то функция $F(\cdot)$ получается в аналитическом виде. В других случаях функцию $F(\cdot)$ следует либо упрощать математическую модель процесса управления либо строить ее в виде линейной модели относительно измеряемых координат $X(t)$.

При организации вычислительного процесса следует исключить влияние с конечной точности вычислений, что проявляется в бесконечном цикле управления в окрестности начала координат. Устранение таких циклов приводит к необходимости введения в окрестности начала координат некоторой области Ω_u , где действие закона управления (4) прекращается, будем называть область достижимости.

Неопределенность параметров объекта (1), (2) влечет произвольную установку весовых коэффициентов c функции $F(\cdot)$, что может приводить к таким ситуациям в работе системы:

- 1) «скользящий» режим;
- 2) режим автоколебаний;
- 3) попадание объекта в круг допустимых ошибок $|\Delta_i(t)| \leq \Delta^*$ за требуемое число переключений N^* управляющего воздействия $u(t)$.

Первые две ситуации являются ошибочными, последняя является желательной.

Различие ошибочных ситуаций осуществляется на основании логики, опирающейся на подсчете количества переключений коммутирующего элемента и измерении сигнала ошибки $\Delta(t)$. Если в результате подсчета числа переключений фиксируется изменение управляющего воздействие с высокой частотой $N \gg N^*$, а сигнал ошибки $\Delta(t)$ уменьшается по величине, но знак ее относительно Δ^* не изменяется, то распознается ситуация 1, то есть система управления функционирует в «скользящем» режиме.

Если вместе со сменой знака управляющего воздействия осуществляется смена знака сигнала ошибки $\Delta(t)$ относительно Δ^* , то распознается ситуация 2 – режим автоколебаний.

Коррекцию весовых коэффициентов следует проводить по правилу обучения однослойного перцептрона

$$c_i = c_{i-1} - X_1(t) \text{sign} \Delta_{i-1}, \quad (5)$$

где $X_1(t)$ – значения фазовой точки, c_{i-1} – весовой коэффициент на $(i-1)$ -м шаге настройки системы, Δ_i – значение ошибки коррекции, а функция $\text{sign}(\cdot)$ имеет вид

$$\text{sign}(l) = \begin{cases} +1, & \text{если } l > 0, \\ -1, & \text{если } l < 0, \\ 0, & \text{если } l = 0. \end{cases} \quad (6)$$

Выбор $X_1(t)$ и Δ_i существенно влияет на сходимость процесса обучения. С целью повышения скорости сходимости к правильному решению предлагается фиксировать значения координат $\Delta(t)$ и $\dot{x}(t)$ первого переключения. Тогда расчет весовых коэффициентов c_i будет происходить не по выходным значениям, а по значениям зафиксированных координат.

Правило (5) действует каждый раз, когда не удовлетворяются условия оптимального режима объекта, то есть не выполняются условия $N \leq N^*$ и $\Delta \leq \Delta^*$. Работа системы может быть закончена, если удовлетворяются условия $N \leq N^*$ и $\Delta \leq \Delta^*$.

В случае, когда распознана одна из ошибочных ситуаций, не следует дожидаться, когда система остановится и конечных значений фазового вектора, которые находятся в районе допустимых ошибок $\Delta^* \in \Omega_{ц}$ потому, что информация для проведения коррекции вычислителем уже имеется, то есть числа N и X_1 , уже известны. Значит, при распознавании ошибочной ситуации система может быть остановлена и приведена в начальное состояние для последующего испытания.

Таким образом, алгоритм работы системы состоит в том, что на каждом испытании производится подсчет количества смены знака сигнала управления и фиксирования ошибки системы, эта информация используется в (5), если результаты испытания отличаются от ожидаемых.

Описанный подход управления динамическим объектом можно реализовать с помощью прибора, который содержит (см. рис. 2), как вариант конструктивного исполнения, исполнительную часть ИЧ, в составе нейроконтролера НК, релейного элемента РЭ, динамического объекта ОУ; измерительный канал ИЧ, который состоит из датчика положения ДП, датчика скорости ДС, вычислителя ошибки ВО; системы настройки нейроконтролера СН, состоящей из блоков кодирования КУ, блока памяти УП, вычислителя В; логического устройства УЛ, в составе счетчика количества переключений КП, фиксатора первого переключения Ф, компаратора числа переключений КЧ, компаратора ошибки КО, а также могут быть включены блоки останова и начальных уставок БОНУ.

Операция перевода объекта в начальное состояние $X(0)$ осуществляется блоком останова и начальных уставок, в которые информация поступает от вычислителя ошибки, датчика скорости и компаратора количества переключений. Выходной сигнал блока действует на релейный элемент, который устанавливает динамический объект в начальное состояние, при этом фазовый вектор становится равным начальному значению $X(t) = X(0)$. Устройство, с помощью которого реализуется данный подход настройки весовых коэффициентов системы «Adaline» при управлении динамическим объектом, работает следующим образом.

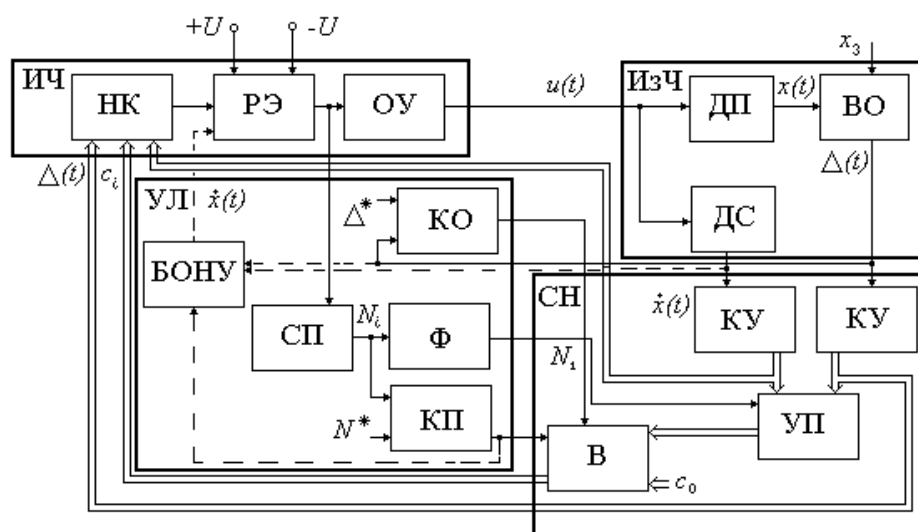


Рис. 2. Структура системы управления с нейроконтроллером

Перед началом работы система управления (см. рис. 2) объекта, который находится в начальном состоянии $x(0)$, устанавливают допустимые значения ошибки Δ^* и точные значения минимального количества переключений N^* . Устанавливают также произвольные значения весовых коэффициентов нейрорегулятора c_0 . На вход системы подают задание x_3 для обработки. Момент времени t подачи задания на систему управления считают как начальный, то есть $t=0$. С этого момента осуществляют расчет ошибки по положению и скорости нагрузки с помощью датчиков положения, скорости и вычислителя ошибки. Их значения поступают на блоки кодирования, которые преобразуют текущие значения ошибок положения и скорости нагрузки объекта в цифровой код. Этот код поступает на сигнальные входы $\Delta(t)$ и $\dot{x}(t)$ нейроконтролера. На входы весовых коэффициентов c_i нейроконтролера поступают значения c_0 от вычислителя.

Для моделирования системы настройки и исследования основных свойств алгоритма проводилось изучение динамики объекта (1), в котором матрица A и вектор b имеют вид

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} 0 \\ k \end{pmatrix}. \quad (7)$$

В данном случае элементы матрицы a_{21} , a_{22} , k в соответствии с условиями эксперимента считаются неизвестными. Функция $F(\cdot)$ для объекта (1), (7) имеет вид

$$F(c, X(t)) = c_1 \Delta(t) + c_2 \dot{x}(t).$$

Результаты моделирования предлагаемого алгоритма настройки представлены на рис. 3, 5, 7. Так, на рис. 3 представлено первоначальную расстройку весовых коэффициентов нейроконтролера c_1 , c_2 в сторону увеличения, которая приводит к «скользящему» режиму динамического объекта; расстройка c_1 , c_2 в сторону уменьшения коэффициентов приводит к режиму автоколебаний (см. рис. 7).

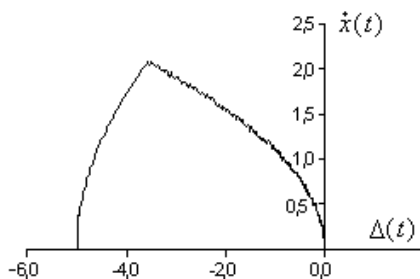


Рис. 3. Скользящий режим динамического объекта в фазовой плоскости

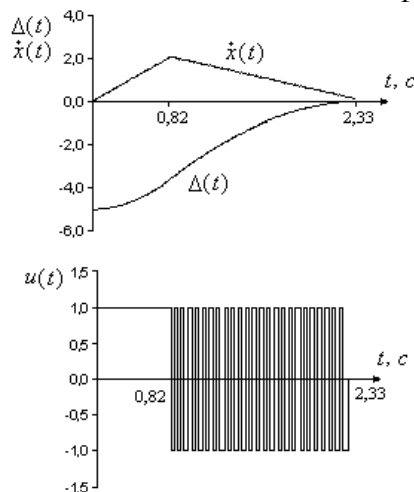


Рис. 4. Сигналы $\Delta(t)$, $\dot{x}(t)$ и $u(t)$ динамического объекта во временной плоскости при скользящем режиме

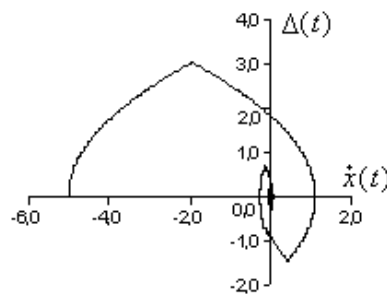
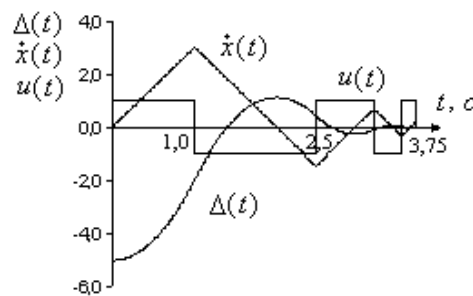
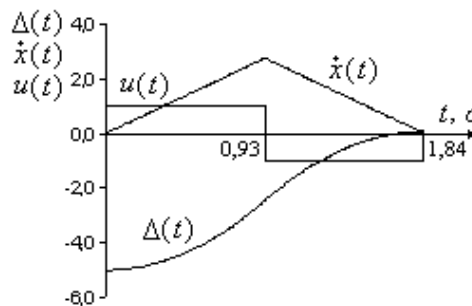
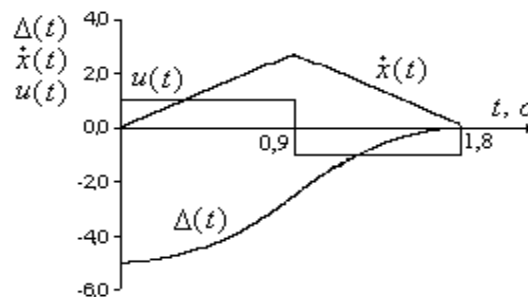


Рис. 5. Автоколебательный режим динамического объекта в фазовой плоскости

Рис. 6. Сигналы $\Delta(t)$, $\dot{x}(t)$ и $u(t)$ динамического объекта во временной плоскости при автоколебательном режимеРис. 7. Сигналы $\Delta(t)$, $\dot{x}(t)$ и $u(t)$ динамического объекта в квазиоптимальном режимеРис. 8. Сигналы $\Delta(t)$, $\dot{x}(t)$ и $u(t)$ динамического объекта в оптимальном режиме

После завершения процесса настройки получен квазиоптимальный по быстродействию процесс управления (см. рис. 7). Сравнение «скользящего» режима (см. рис. 3) с оптимальным (см. рис. 8) позволяет оценить проигрыш в длительности «скользящего» режима, в данном случае он составляет 29 %. В то же время квазиоптимальный режим работы, который

получен после процесса настройки, проигрывает оптимальному режиму только 3 %. На процесс обучения нейроконтролера для динамического объекта, который исследовался, затрачено 5 итераций при начальной расстройке весовых коэффициентов в 100 %, которую показано на рис. 9.

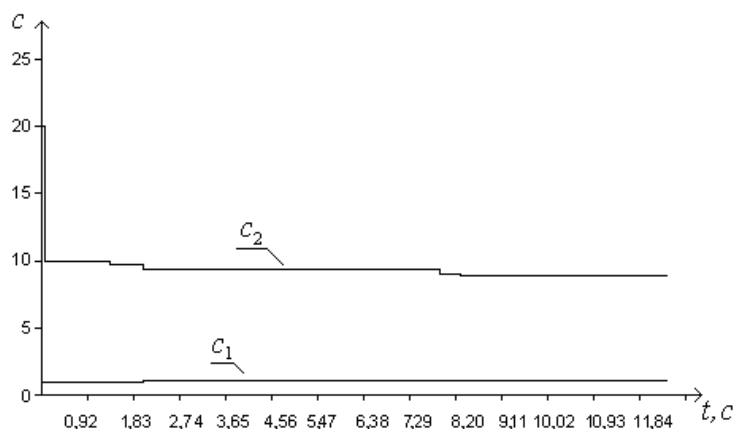


Рис. 9. Коррекция коэффициентов c_i нейрорегулятора в процессе обучения.

ВЫВОДЫ

Повышение эффективности настройки весовых коэффициентов системы «Adaline» при управлении динамическим объектом в алгоритме, который предлагается, в сравнении известными, состоит в том, что достигается точность обработки заданий с минимальными временными затратами и уменьшается длительность настройки нейроконтролера за счет дополнительного контроля количества переключений и использования в качестве обучающей точки – фазовых координат точки первого переключения сигнала управления. При этом информация для обучения нейроконтролера берется по текущей линии переключения $F(c, X(t))$, которая выстраивается на каждом шаге обучения. Такой алгоритм настройки кроме лучших характеристик обработки объектом задания имеет дополнительную возможность обучаться в процессе функционирования системы при смене параметров объекта, которые проявляются, например, при изменении нагрузки или его начального состояния. В случае постоянно действующего задания можно значительно уменьшить время обучения нейроконтролера за счет определения ошибочных ситуаций и досрочной коррекции весовых коэффициентов нейроконтролера.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ashour M. Adaptive neural control of NPR / M. Ashour, A. Aboshosha – Proceeding of AI Azhar Engineering Fifth International Conference AEIC-97, Cairo, Egypt, December, 1997. – P. 19–22.
2. Noriega J. R. A direct adaptive neural network control for unknown nonlinear system and its application / J. R. Noriega, H. Wang – IEEE Trans. Neural networks. – 9. – № 1. – 1998. – P. 27–34.
3. Efe M. O. A novel error critic for variable structure control with an ADALINE / M. O. Efe – Transactions of the Institute of Measurement and Control 24,5. – 2002. – P. 403–415.
4. Пат. № 81997 Україна, МПК G 05 B 13/00, G 05 B 11/00. Спосіб настроювання вагових коефіцієнтів системи «Adaline» при керуванні динамічними об'єктами / Кучеров Д. П.; заявник та патентовласник ЦНДІ ОБТ ЗС України. – Заявл. 2.06.06; опубл. 25.02.08, Бюл. № 4. – 6 с.
5. Practical application for adaptive data processing systems / B. Widrow, G. F. Groner, M. J. Hu, F. W. Smith, D. Specht, L. R. Talbert – WESCON Techn. Papers, No 7, 11/4, 1963.