

АДАПТИВНЫЙ АЛГОРИТМ УПРАВЛЕНИЯ С ЗАДАННОЙ ТОЧНОСТЬЮ ПРИ НЕОПРЕДЕЛЕННЫХ ВНЕШНИХ ВОЗМУЩЕНИЯХ

Вступление

Существующие робастные регуляторы обеспечивают хорошие свойства системы автоматического управления (САУ) в большом диапазоне изменения внешних возмущений, однако гарантированное выдерживание заданных параметров в них ограничено. Кроме того, такие регуляторы часто имеют высокую размерность и бывают нелинейными [1]. Существующие адаптивные системы прогнозируют динамику объекта без непосредственной оценки возмущения [2]. Синтез систем автоматического управления (САУ) гарантированной точности с регуляторами низкого порядка остается актуальной задачей. Ее решение осложняется тем, что во многих случаях внешние возмущения, действующие на объект управления, неизвестны и не могут быть определены с достаточной точностью.

В работе [3] рассмотрен адаптивный наблюдатель возмущающего воздействия, а также регулятор, стабилизирующий систему с возмущением. Метод комбинированного управления позволяет повысить точность управления путем оценивания воздействия вместе с прогнозом динамики системы [4].

Использование адаптивного алгоритма для обеспечения гарантированной точности САУ и необходимая структура регулятора предложены в [5]–[8], где оценка действия возмущения проводилась по текущим значениям переменных состояния системы.

Постановка задачи

Исследуем особенности адаптивного алгоритма управления, обеспечивающего гарантированную точность, который основан на прогнозировании поведения системы при воздействии на нее внешних неопределенных возмущений. Для оценки прогнозируемого состояния системы используем нейронные сети и нейросетевые регуляторы [9]–[13].

Синтез закона управления

Рассмотрим систему управления с адаптивным алгоритмом, который настраивает заданные параметры системы, оценивая действие на нее внешних возмущений (рис. 1) [5]–[7], где

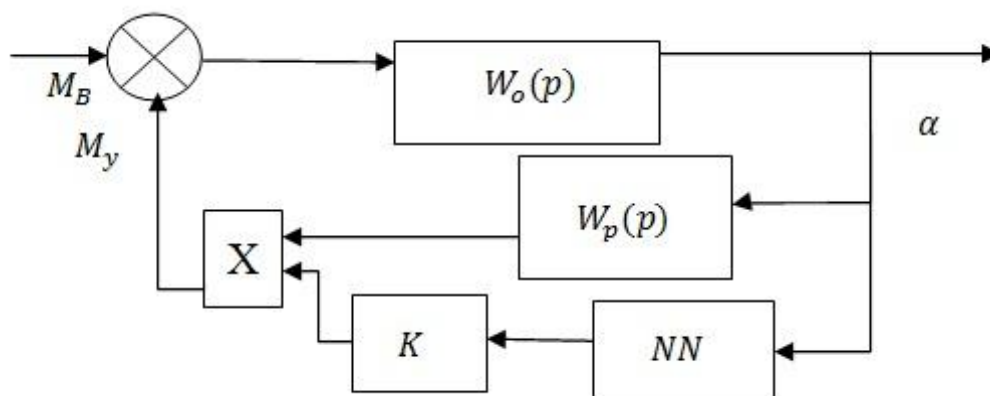


Рис. 1. Структурная схема адаптивной системы управления
 NN – нейронная сеть (онлайн обучение и прогнозирование), K – коэффициент усиления контура управления.

Передаточную функцию объекта управления примем в виде

$$W_o = \frac{1}{Ip^2 + fp}, \quad (1)$$

где I, f – параметры системы (например, момент инерции и коэффициент демпфирования).

Закон управления регулятора синтезирован методом стандартных коэффициентов [14] (по критерию минимума модуля ошибки управления и максимума быстродействия) и имеет вид

$$W_p(p) = \frac{K_0}{p} + K_1 + K_2p + K_3p^2. \quad (2)$$

Передаточная функция замкнутой системы для управления M_y по возмущению M_B имеет вид

$$W_{M_B}^{M_y}(p) = \frac{K(K_0 + K_1p + K_2p^2 + K_3p^3)}{p^2(Ip + f) + K(K_0 + K_1p + K_2p^2 + K_3p^3)},$$

а для выходной координаты объекта управления α по возмущению M_B

$$W_{M_B}^{\alpha}(p) = \frac{p}{p^2(Ip + f) + K(K_0 + K_1p + K_2p^2 + K_3p^3)}. \quad (3)$$

Для обеспечения гарантированной точности (изменения α в заданном диапазоне) при действии возмущения изменением коэффициента обратной связи K , а также исключения его влияния на устойчивость и качество системы [5]–[8], обеспечим соотношение параметров

$$I \ll K_3, \quad f \ll K_2 \quad (4)$$

(при невыполнении условия (4) необходимо введение дополнительного контура управления для реализации регулятора (2)).

Таким образом, задача достижения гарантированной точности сводится к нахождению алгоритма изменения K , который обеспечивает нахождение значения переменной α в заданном диапазоне изменений.

Адаптивный алгоритм управления

В [5]–[7] показано, что использование предложенного в них алгоритма формирования коэффициента K в виде:

$$K = \begin{cases} 1, & \alpha < \frac{\alpha_{don}}{n} \\ 1 + K_{10}(\alpha - \frac{\alpha_{don}}{n}), & \alpha \geq \frac{\alpha_{don}}{n} \end{cases} \quad (5)$$

обеспечивает устойчивость нелинейной системы. В (5) α_{don} – граничное значение выходной координаты, n – целое число, которые выбирается системой при самонастройке, K_{10} – суммарное значение коэффициента усиления регулятора после применения адаптивного алгоритма

Будем использовать в (5) вместо текущего значения переменной α ее прогнозируемое нейронной сетью значение.

Моделирование показало, что при использовании данного алгоритма небольшие изменения возмущения требуют значительного изменения коэффициента K для обеспечения изменения α в заданном диапазоне.

Модифицируем алгоритм (5) к виду

$$K = \begin{cases} 1, & \alpha < \frac{\alpha_{don}}{n} \\ 1 + k \cdot \left| \alpha - \frac{1}{n} \right|, & \alpha \geq \frac{\alpha_{don}}{n} \end{cases}, \quad (6)$$

где α – прогнозируемое значение угла α в следующий момент времени. Такой алгоритм аналогично алгоритму (5) обеспечивает "холмообразный" закон формирования коэффициента K , однако приводит к меньшему диапазону его изменения, численно равному k/n .

Структура нейронной сети адаптивного управления

Прогнозирование α состоит в прогнозировании временного ряда, который является изменением значения выходной координаты α в каждый последующий момент времени. Для этого используем адаптивную нейронную сеть (нейронная сеть с "он-лайн" обучением) с тремя входными нейронами ($x_1 - x_3$), одним скрытым слоем с шестью нейронами ($a_{12} - a_{62}$) и одним выходным нейроном (y) (рис. 2).

Для обучения сети применим алгоритм прямого-обратного распространения [15].

Целевая функция для одного прогностического значения выглядит следующим образом:

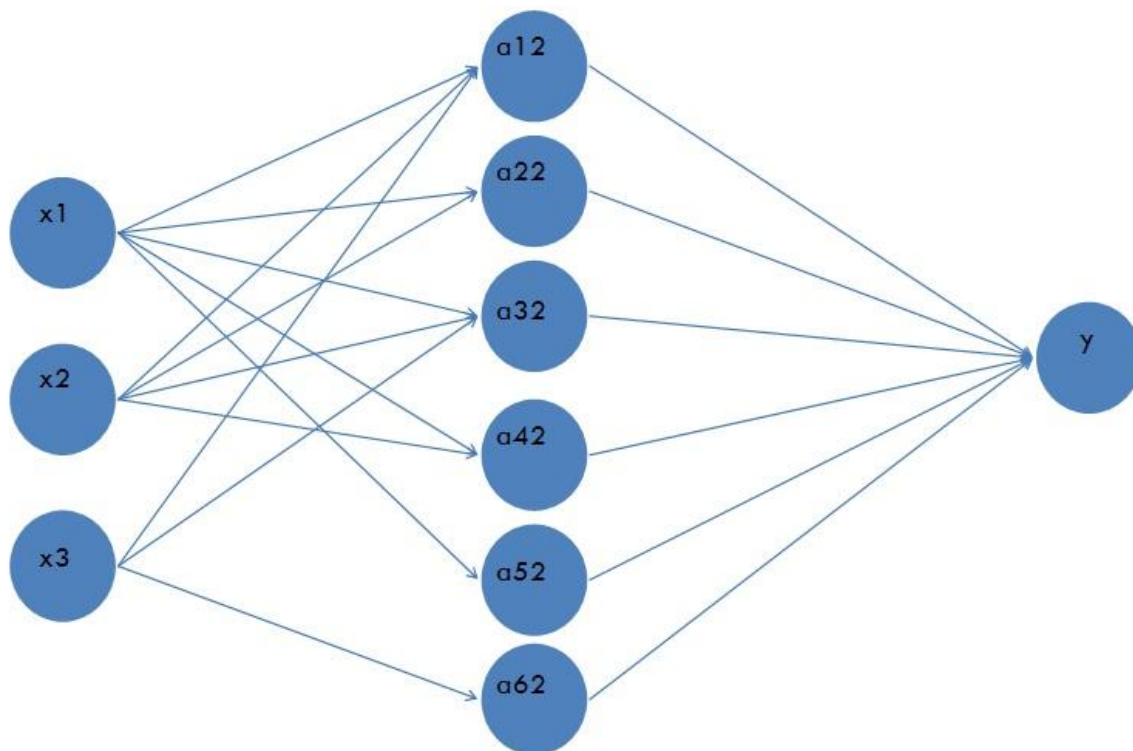


Рис. 2. Структура нейронной сети

$$J(\theta) = \frac{1}{2}(y_{pred} - y)^2 + \left(\sum \theta_1 + \sum \theta_2\right) \cdot \frac{\lambda}{2}, \quad (7)$$

где y_{pred} – предсказанное значение, y – действительное значение, λ – коэффициент регуляризации сети; θ_1 и θ_2 – весовые коэффициенты нейронной сети, инициализируемые случайным образом.

Одним тренировочным набором $(x_1, x_2, x_3; y)$ является "окно" из трех предыдущих значений угла α , которые являются входными нейронами сети, и текущим значением угла (y), который является выходным значением ("обучающим"). Обучение происходит по одному тренировочному примеру (итеративный метод градиентного спуска) в один момент времени (7), что позволяет сети адаптировать веса к окружающей среде без необходимости получения дополнительных знаний об этой среде:

$$\begin{aligned} & \text{for } i = 1 \text{ to } j, \\ & \theta_{j1} = \theta_{j1} - (v) \cdot \theta_{1grad}, \\ & \theta_{j2} = \theta_{j2} - (v) \cdot \theta_{2grad}, \end{aligned} \quad (8)$$

где v – параметр скорости обучения, j – кол-во итераций, θ_{1grad} , θ_{2grad} – градиенты весовых коэффициентов сети.

После обучения "окно" сдвигается таким образом, чтобы последним предыдущим значением было текущее. Таким образом, прогнозируется следующее значение угла α . В качестве функции активации применяется

гиперболический тангенс [15]. Для нормализации данных применяется итеративный алгоритм нормализации по среднему и дисперсии.

Моделирование работы адаптивной САУ

Примем для моделирования

$$\omega = 3 \text{ с}^{-1}, I = 1 \text{ кг} \cdot \text{м}^2, f = 0.15 \text{ кг} \cdot \text{м}^2 \cdot \text{с}^{-1}, K_3 = 2 \text{ кг} \cdot \text{м}^2, \alpha_{don} = 1^\circ, n = 5.$$

Согласно алгоритму [13] для (1), (3), (5) были рассчитаны параметры регулятора

$$K_2 = 15.6 \text{ с}^{-1} \cdot \text{кг} \cdot \text{м}^2, K_1 = 58.05 \text{ с}^{-2} \cdot \text{кг} \cdot \text{м}^2, K_0 = 81 \text{ с}^{-3} \cdot \text{кг} \cdot \text{м}^2$$

Реакция системы на постоянное воздействие $M_B = 5(t)$ при значении коэффициента $k = 10$ (6) показана на рис. 3.

Система без адаптивного алгоритма значительно выходит за допустимое значение, в то время как адаптивный алгоритм (6) дает удовлетворительный результат. График изменения коэффициента регулирования K представлен на рис. 4.

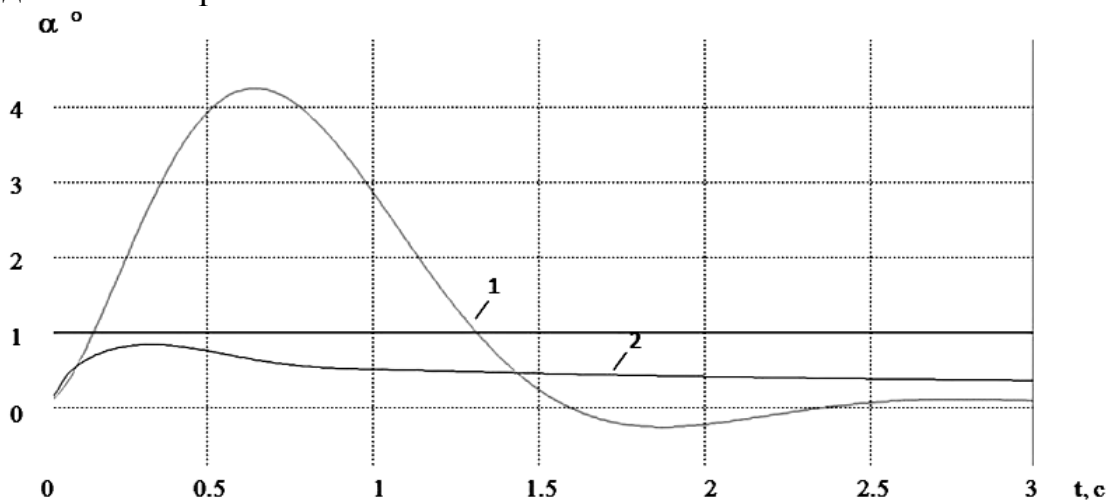


Рис. 3. Реакция системы на задающее воздействие:
1) без алгоритма адаптации, 2) с алгоритмом адаптации

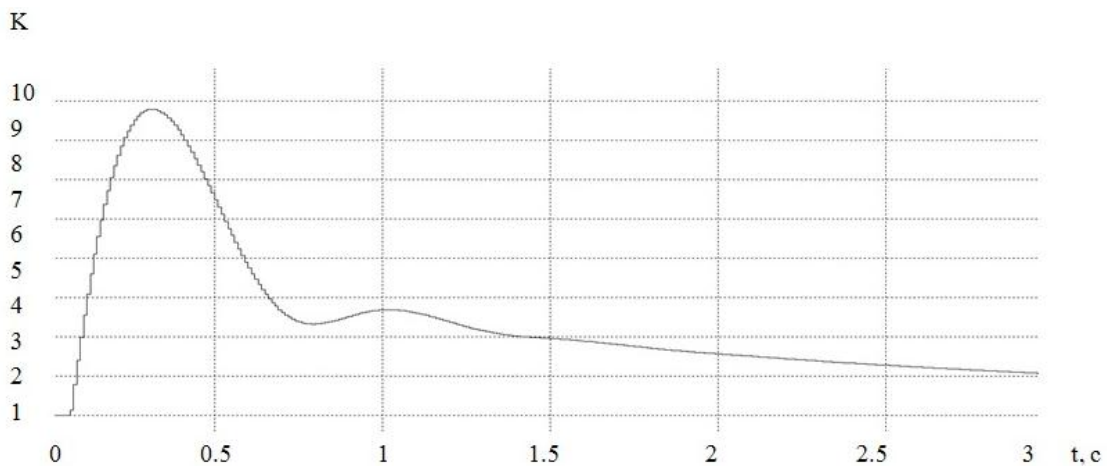


Рис. 4. Изменение коэффициента K

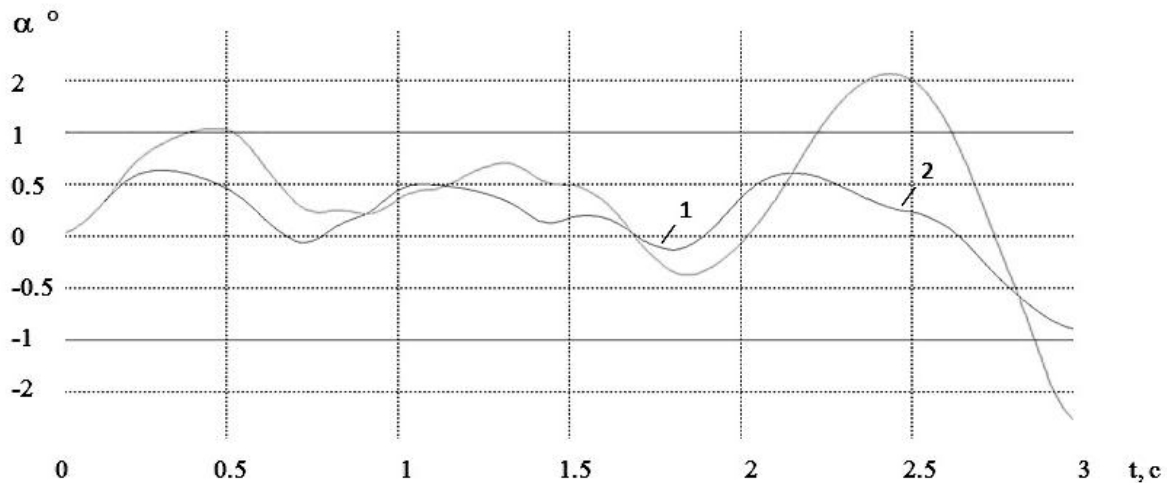


Рис. 5. Реакция системы на задающее воздействие:
1) без алгоритма адаптации, 2) с алгоритмом адаптации

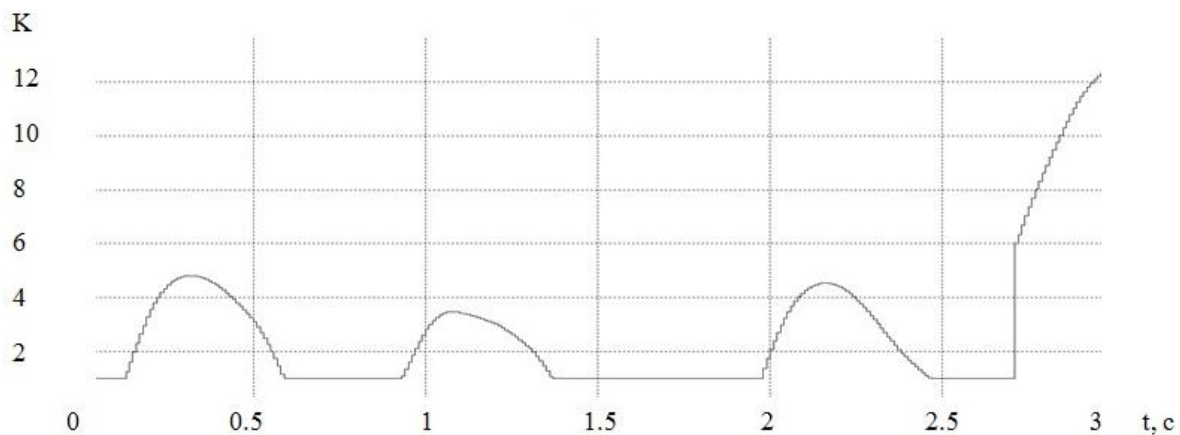


Рис. 6. Изменение коэффициента K

На рис. 5 показана реакция системы на возмущение типа "случайный шум" с параметрами: среднее – 0.5, дисперсия – 0.5, множитель – $2 \text{ кг} \cdot \text{м}^2$. Система с алгоритмом (6) выполняет задачу выдерживания заданного допустимого значения переменной состояния в отличие от системы управления без адаптивного алгоритма. На рис. 6 представлено изменения коэффициента усиления системы K .

Предложенная адаптивная система гарантированной точности демонстрирует хорошие свойства выдерживания заданных параметров при различном характере возмущений. При этом коэффициент усиления регулятора изменяется в небольшом диапазоне возможных значений.

Выводы

Предложенный метод применения нейронных сетей в адаптивной системе управления является эффективным для решения задачи выдерживания заданных параметров системой управления при неизвестных возмущениях.

Разработанный алгоритм адаптации системы управления к неизвестным возмущениям с использованием нейронной сети для прогнозирования поведения системы позволяет обеспечить заданную точность выдерживания параметров системой управления при различных характерах возмущения.

Список использованной литературы

1. Поляк Б. Т. Робастная устойчивость и управляемость // Б. Т. Поляк, П. С. Щербаков/ М.: "Наука", 2002. - 303 с. ISBN 5-02- 002561-5.
2. Буков В. Н. Адаптивные прогнозирующие системы управления полетом // В. Н. Буков / М: "Наука", 1987. -232 с.
3. Никифоров В. О. Интеллектуальное управление в условиях неопределенности // учебное пособие // Никифоров В. О., Слита О. В., Ушаков А. В./ – СПб: СПбГУ ИТМО, 2009. – 232 с.
4. Никифоров В. О. Адаптивное и робастное управление с компенсацией возмущений // В. О. Никифоров /– СПб.: Наука, 2003.-282 с.
5. Збруцкий А. В. Обеспечение точности программного управления в условиях произвольных возмущений // А. В. Збруцкий, А. А. Прач/ Системы управления, навигации и связи.- 2007. – Вып.3 – С. 41 – 46.
6. Збруцкий О. В. Синтез системы керування гарантованої точності // О. В. Збруцький, А. О. Прач / Наук. вісті НТУУ «КПІ».-2007.-№5.- С. 54-58.
7. Збруцький О. В. Адаптивний алгоритм одного класу систем керування гарантованої точності при довільних збуреннях // О. В. Збруцький, А. О. Прач / Наукові вісті НТУУ «КПІ» №2, 2008.. -с. 26-30.
8. Zbrutska I. [Dynamic system quality providing under undetermined disturbances // Multi-dimensional case](#) // I. Zbrutska / Information and Engineering Systems. International Book Series N11 – “Intelligent Engineering”.-2009.-pp. 136-139.
9. Ioannou P. Robust Adaptive Control // P. Ioannou /–Prentice Hall, 1996.
10. Saad D. On-line learning in Neural Networks // D. Saad / Cambridge University Press 1998, ISBN 978-0-521-65263-6
11. Ferrari S. Robust and Reconfigurable Flight Control by Neural Networks [Electronic resource] // S. Ferrari / Mode of access: http://fred.mems.duke.edu/LISCpapers/AIAA-38208-826_AerospaceAtInfotech.pdf.- Last access: 01.06.2013.
12. Barrientos A. Neural networks training architecture for uav modeling / A. Barrientos, S. M. Rodrigo, P. Gutierrez, J. Cerro// Mode of access: http://www.wacong.org/wac2006/allpapers/isora/isora_104.pdf.- Last access: 01.06.2013.
13. Girish C. Adaptive Neural Network Flight Control Using both Current and Recorded Data Available at:

https://smartech.gatech.edu/bitstream/handle/1853/35867/chowdhary_gnc_2007_51.pdf?sequence=1 .

14. *Кузовков Н. Т.* Модальное управление и наблюдающие устройства // Н. Т. Кузовков / М.:Машиностроение, 1976. – 184 с.
15. *Каллан Р.* Основные концепции нейронных сетей // Р. Каллан / М: Издательский дом "Вильямс", 2001. - 284 с.