

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ ОБОРУДОВАНИЕМ ПОДВИЖНЫХ ОБЪЕКТОВ СПЕЦИАЛЬНОГО НАЗНАЧЕНИЯ

Б. И. Кузнецов

Доктор технических наук, профессор*
Контактный тел.: (057) 733-79-59

Т. Е. Василец

Кандидат технических наук, доцент*
Контактный тел.: (057) 733-79-59, 067-575-70-32
E-mail: tatyana.vasilets@googlemail.com

*Кафедра систем управления технологическими процессами и объектами
Украинская инженерно-педагогическая академия
ул. Университетская, 16, г. Харьков, 61003

А. А. Варфоломеев

Кандидат технических наук, докторант
Технологический институт Нью-Джерси
США
Контактный тел.: +197-39-54-34-42

Розроблено нейромережеву систему управління обладнанням рухомих об'єктів спеціального призначення. Виконано синтез нейрорегулятора з прогнозом. Проведено моделювання системи в режимі відробітку входної дії, що лінійно змінюється

Ключові слова: нейрорегулятор, нейромережева система управління

Разработана нейросетевая система управления оборудованием подвижных объектов специального назначения. Выполнен синтез нейрорегулятора с предсказанием. Проведено моделирование системы в режиме отработки линейно изменяющегося входного воздействия

Ключевые слова: нейрорегулятор, нейросетевая система

It is developed a neuro-control system of the special-purpose moving objects equipment. Predictive neuro-controller synthesis is performed. System is modeled subject to linear input

Key words: neuro-controller, neuro-control system

Постановка проблемы

Системы управления оборудованием подвижных объектов специального назначения характеризуются нелинейными зависимостями, сложными динамическими свойствами, наличием неконтролируемых шумов и помех, препятствующих реализации традиционных стратегий управления, поскольку, как современная (в частности теория адаптивного и оптимального управления), так и классическая теория управления в значительной степени базируются на идее линеаризации систем. Поэтому более эффективной является разработка систем управления на основе адаптивного подхода в сочетании с методами теории искусственных нейронных сетей. Нейронные сети предоставляют альтернативную возможность для реализации адаптивных, нелинейных систем регулирования. Многочисленные публикации последних

лет, показывают эффективность применения нейросетевых структур в системах управления.

Анализ последних достижений и публикаций

В последние годы нейронные сети широко используются в качестве регуляторов систем управления со сложными кинематическими цепями. В [1] определены проблемы синтеза нейросетевых систем управления динамическими объектами. Эти проблемы касаются: синтеза структур нейросетевых систем управления; ограничений на скорость настройки параметров сети; модификации алгоритмов настройки, обеспечивающих малые траекторные ошибки при ограничениях на значения весовых коэффициентов синаптических связей нейронов; модификации управления, гарантирующего грубость в условиях неконтролируемых возмущений.

Подходы к решению перечисленных проблем отражены в литературе по применению нейросетей в задачах управления, например [2-5]. Однако проведенный анализ литературы показал, что универсального и идеального регулятора в настоящее время не существует.

Цель статьи

Целью работы является синтез и исследование показателей качества функционирования нейросетевой системы управления оборудованием подвижных объектов специального назначения.

Изложение материала исследования, полученных научных результатов

Для обеспечения заданных показателей качества функционирования систем управления оборудованием подвижных объектов специального назначения использован нейросетевой подход к построению систем.

рования системы используется предупредание по скорости.

Структурная схема нейросетевой системы управления, разработанная в Simulink системы MATLAB показана на рис. 1. Схема включает блок нейроконтроллера NN Predictive Controller, блок Subsystem1 используемый для формирования задающего воздействия, имеющего участки разгона, торможения и движения с установившейся скоростью, блоки построения графиков и блоки, относящиеся к объекту управления. Блок Subsystem соответствует модели двухмассовой системы с учётом моментов трения на валу двигателя и механизма. В контур положения включён П-регулятор с коэффициентом усиления K_p . Звенья Derivative и MATLAB Fcn2 включены в схему для реализации предупредания по скорости.

Схема подсистемы Subsystem приведена на рис. 2. Блоки MATLAB Fcn и MATLAB Fcn1 используются для задания моментов сухого трения на валу двигателя и механизма. Звено Dead Zone предназначено для моделирования люфта в кинематическом устройстве сопряжения. Действие возмущающего воздействия в данной схеме не учитывается.

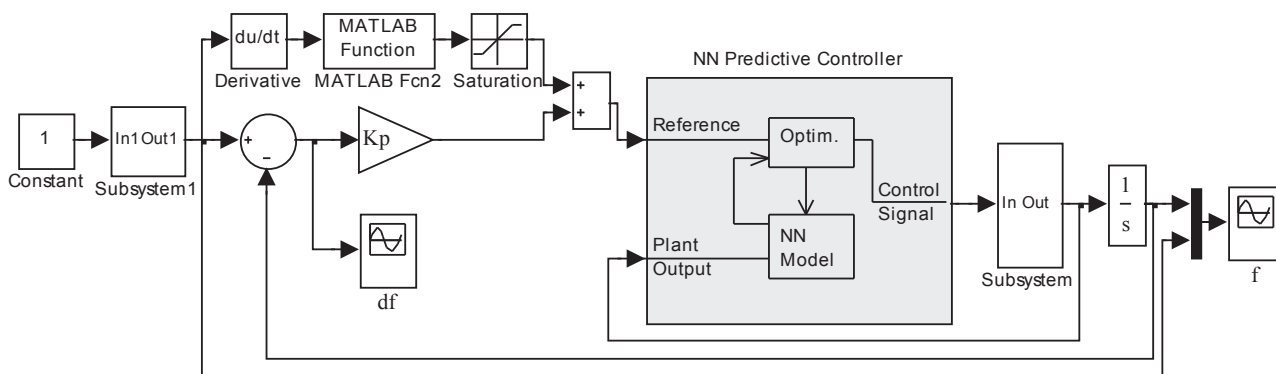


Рис. 1. Схема нейросетевой системы управления с предупреданием по скорости

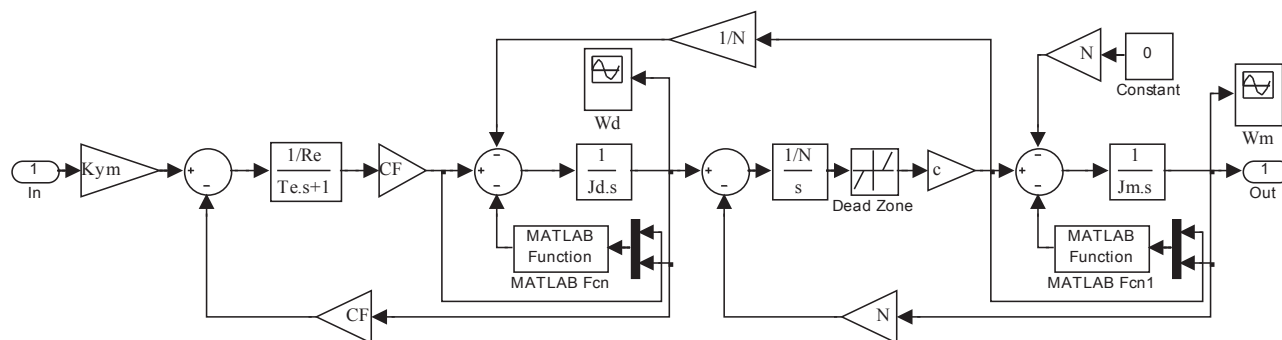


Рис. 2. Схема модели объекта управления (подсистемы Subsystem)

В работе предлагается система подчинённого регулирования, состоящая из контура скорости и контура положения. Нелинейности исполнительного устройства стабилизатора вооружения компенсируются в контуре скорости путём использования нейрорегулятора. В контуре положения использован П-регулятор. Для улучшения показателей качества функциони-

В качестве нейрорегулятора контура скорости выбран регулятор с предсказанием NN Predictive Controller; реализованный в пакете прикладных программ Neural Network Toolbox системы MATLAB. В указанном пакете имеются ещё два контроллера: контроллера на основе модели авторегрессии со скользящим средним – NARMA-L2 Controller и контроллера на

основе эталонной модели - Model Reference Controller. При управлении на основе модели авторегрессии со скользящим средним регулятор представляет собой достаточно простую реконструкцию модели управляемого объекта. При управлении на основе эталонной модели регулятор – это нейронная сеть, которая обучена управлять объектом так, чтобы он отслеживал поведение эталонной модели. При этом модель управляемого объекта активно используется при настройке параметров самого регулятора.

Как показали исследования, наиболее эффективным регулятором для построения нейросетевой системы управления оборудованием подвижных объектов специального назначения является нейрорегулятор с предсказанием. Рассмотрим его более подробно.

Управление с предсказанием использует принцип удаляющегося горизонта, когда нейросетевая модель управляемого объекта предсказывает реакцию объекта на определенном интервале времени в будущем. Предсказание используется программой численной оптимизации для того, чтобы вычислить управляющий сигнал, который минимизирует критерий качества

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} [y_r(t+j) - y_m(t+j)]^2 + \rho \sum_{j=1}^{N_4} [u'(t+j-1) - u'(t+j-2)]^2,$$

где константы N_1 , N_2 и N_4 задают пределы, внутри которых вычисляются ошибки слежения и мощность управляющего сигнала. Переменная u' описывает пробный управляющий сигнал; y_r – ожидаемая, а y_m – истинная реакция модели рассматриваемой системы. Величина ρ определяет вклад, который вносит мощность управления в критерий качества.

Структурная схема на рис. 3 иллюстрирует процесс управления с предсказанием. Регулятор состоит из нейросетевой модели управляемого объекта и блока оптимизации. Блок оптимизации определяет значения u' , которые минимизируют критерий качества управления, а соответствующий управляющий сигнал управляет процессом.

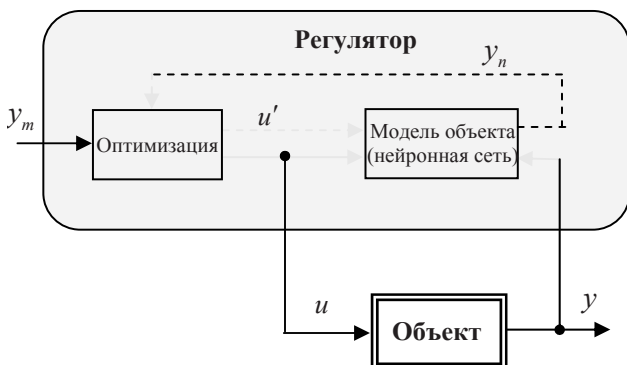


Рис. 3. Структурная схема системы с регулятором, использующим принцип предсказания

Синтез нейрорегулятора состоит из двух этапов: этап идентификации объекта управления и этап син-

теза закона управления. На этапе идентификации разрабатывается модель управляемого объекта в виде нейронной сети, которая на этапе синтеза используется для синтеза регулятора.

На первом этапе вначале генерируется обучающая выборка, а затем происходит задание параметров нейронной сети и её обучение. Тренировочные данные генерируются путём подачи ступенчатых сигналов со случайной амплитудой на объект управления. Качество тренировки сети в значительной степени зависит от длины обучающей выборки и такта дискретности, определяющего интервал между двумя последовательными моментами съема данных. Оптимальными в решаемой задаче являются: количество данных $(8+10) \cdot 10^3$, такт дискретности - 0,001 с. Для получения представительной выборки необходимо правильно задать максимальное и минимальное значения интервала идентификации, т.е. длительности скачков заданий. Величина их зависит от параметров объекта управления. В рассматриваемой задаче максимальная длительность скачков заданий должна быть примерно равна времени регулирования контура скорости, минимальная – на порядок меньше.

Для нейрорегулятора с предсказанием используется двухслойная сеть с прямой передачей сигнала. В настоящей работе используются прямонаправленные сети, характеризующиеся наличием связей между нейронами только в прямом направлении без обратных связей внутри сети - многослойный перцептрон. С помощью многослойного перцептрона можно аппроксимировать с желаемой точностью любые статические функции. Предыдущие значения входных/выходных координат во входном векторе позволяют придать прямонаправленным сетям динамические свойства.

При построении нейронной сети регулятора вначале формируется и обучается статическая сеть. Наиболее важным вопросом является выбор количества нейронов скрытого слоя. При малом количестве нейронов сеть не может выполнять поставленную задачу, а при большом наблюдается явление переобучения и возрастает объем вычислений. Для рассматриваемой задачи оптимальное значение находится в пределах 11+14 при этом средняя ошибка обучения имеет порядок 10^{-10} , а мгновенная ошибка не превышает $10^{-3} + 10^{-4}$. Затем формируется динамическая сеть путём переключения связей между слоями в соответствии с заданным количеством элементов запаздывания на входе и выходе модели. Наилучшие результаты получены при значениях 2 и 5 соответственно.

При синтезе регулятора варьируются величины N_2 , N_u и λ_1 (величина N_1 фиксирована и равна 1). Для решаемой задачи оптимальные значения находятся в пределах $N_2 = 23+25$, $N_u = 2$, $\lambda_1 = 0,05$.

Для определения характеристик разработанной системы было проведено моделирование системы при различных видах входных воздействий. Одним из основных исследуемых режимов нейросетевой системы является режим отработки линейно изменяющегося входного воздействия. При этом минимальная скорость нарастания и уменьшения отработки угла составляет $\omega_{\phi, \min} = 0,00035 \text{ с}^{-1}$. На рис. 4 приведены переменных состояния нейросетевой системы с П-регулятором в контуре положения при минимальной скорости нарастания и уменьшения угла и при

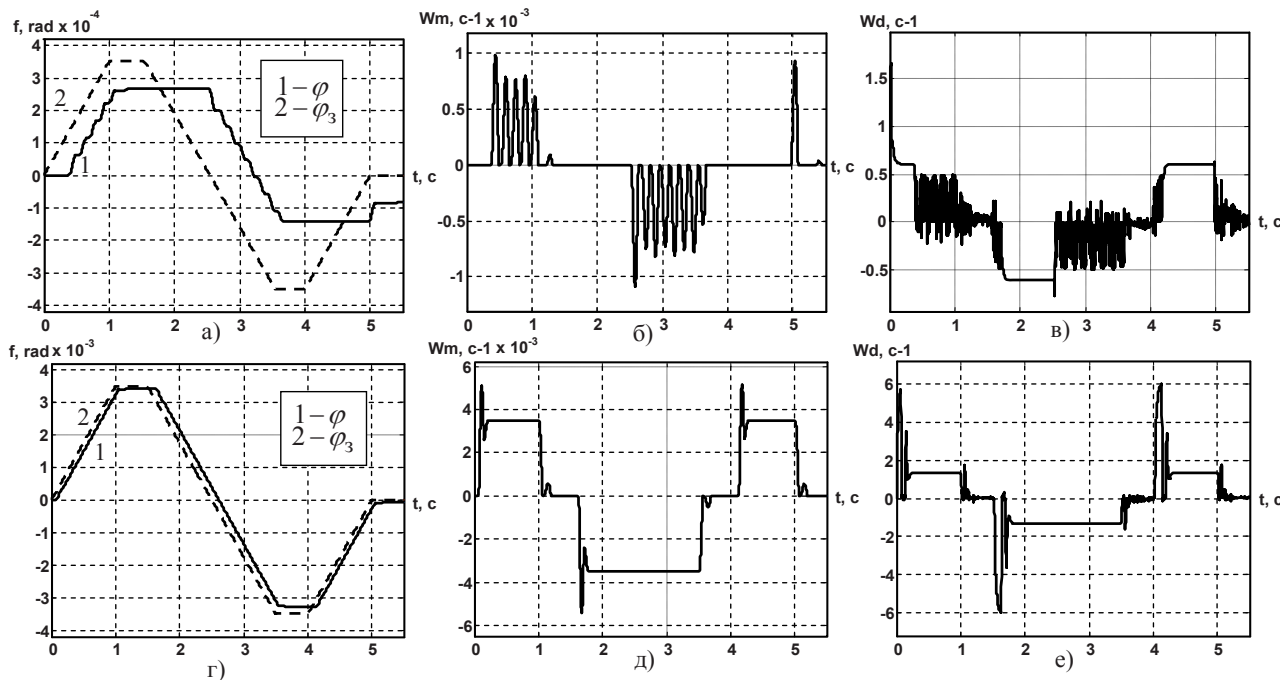


Рис. 4. Отработка нейросетевой системой с П-регулятором в контуре положения линейно изменяющегося входного воздействия: а), г) – задающее воздействие φ_3 и угол φ ; б), д) – скорость механизма ω_m ; в), е) – скорость двигателя ω_d ; а), б), в) – $\omega_\varphi = 0,00035 \text{ c}^{-1}$; г), д), е) – $\omega_\varphi = 0,0035 \text{ c}^{-1}$

скорости в 10 раз большей, т.е $\omega_\varphi = 0,0035 \text{ c}^{-1}$. Как видно из графиков, при $\omega_\varphi = 0,00035 \text{ c}^{-1}$ отработка угла происходит при значительной неравномерности скорости механизма ω_m . Скорость имеет колебательный характер с частотой колебаний 6 Гц и амплитудой $0,4 \cdot 10^{-3} \text{ c}^{-1}$. Следовательно, нарастание и уменьшение угла φ так же происходит с колебаниями вокруг

φ_3 . Амплитуда колебаний составляет $0,09 \cdot 10^{-4} \text{ рад}$ с частотой 6 Гц. Средняя скоростная ошибка составляет $(1,3 \div 2,4) \cdot 10^{-4} \text{ рад}$, статическая ошибка находится в пределах $(0,85 \div 2) \cdot 10^{-4} \text{ рад}$. При скорости нарастания и уменьшения отработки угла $\omega_\varphi = 0,0035 \text{ c}^{-1}$ скорость механизма ω_m колебаний не имеет, следовательно, изменение φ происходит без колебаний.

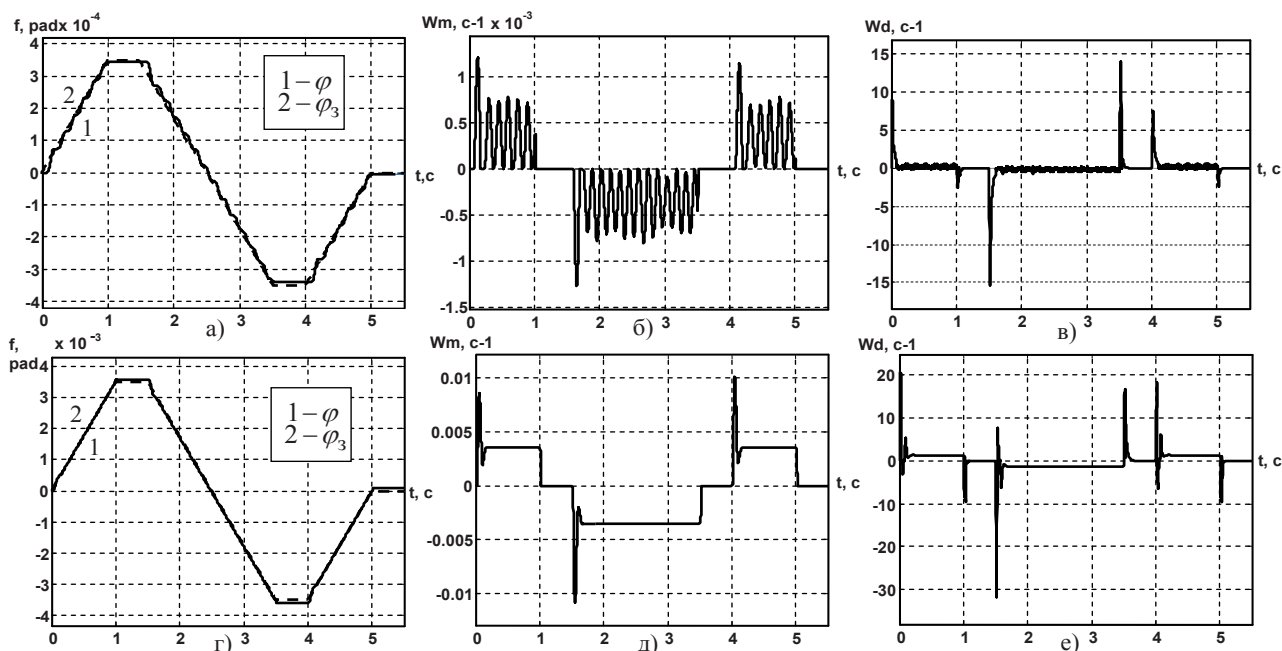


Рис. 5. Отработка системой с предупредлением линейно изменяющегося входного воздействия: а), г) – задающее воздействие φ_3 и угол φ ; б), д) – скорость механизма ω_m ; в), е) – скорость двигателя ω_d ; а), б), в) – $\omega_\varphi = 0,00035 \text{ c}^{-1}$; г), д), е) – $\omega_\varphi = 0,0035 \text{ c}^{-1}$

Средняя скоростная ошибка равна $(2,7 \div 3,9) \cdot 10^{-4}$ рад, статическая ошибка - $(0,9 \div 2,05) \cdot 10^{-4}$ рад.

При подчинённом регулировании динамику контура положения можно существенно повысить за счёт предупредания, т.е. подачи на вход регулятора скорости кроме сигнала, пропорционального ошибке регулирования $\Delta\varphi(t)$, сигнала пропорционального производной от задающего воздействия $\varphi'_3(t)$. Внутренние регуляторы систем подчинённого регулирования активизируются при этом раньше, чем внешние регуляторы замечают отклонения от заданий. Запаздывание внешних контуров регулирования при этом компенсируется, а регулирование положения происходит без динамических ошибок. В разрабатываемой системе использован принцип предупредания. На вход нейрорегулятора введён сигнал, пропорциональный $\varphi'_3(t)$. Для ограничения сигнала при скачкообразном изменении задания использовано звено ограничения Saturation (см. рис. 1).

Как показали исследования, путём подбора коэффициента предупредания $k_{\text{п}}$ можно существенно снизить скоростную ошибку. Трудность заключается в том, что оптимальное значение коэффициента $k_{\text{п.опт}}$ для каждого значения скорости нарастания и уменьшения отработки угла различно. В процессе исследований установлена следующая приближённая зависимость, позволяющая определять $k_{\text{п.опт}}$.

$$k_{\text{п.опт}} = \begin{cases} 0 & \text{при } \varphi'_3(t) = 0; \\ 1 + 7,29 \cdot k1 / \exp(k-1)^2 & \text{при } \varphi'_3(t) \neq 0, \end{cases}$$

где k , $k1$ - коэффициенты, определяемые следующим образом: $k = \log_{10}(|\varphi'_3(t)| / \omega_{\text{с.мин}})$; $k1 = 1$ при $\varphi'_3(t) \geq 0$ и $k1 = 2,2$ при $\varphi'_3(t) < 0$. Приведенная зависимость определения $k_{\text{п.опт}}$ реализована в виде MATLAB Fcn2 (см. рис. 1).

На рис. 5 показаны графики переменных состояния системы с предупреданием. Как видно из графиков, при $\omega_{\varphi} = 0,00035 \text{ с}^{-1}$ скорость механизма ω_m имеет колебательный характер с частотой колебаний 6 Гц и амплитудой $0,4 \cdot 10^{-3} \text{ с}^{-1}$. Амплитуду

да колебаний угла φ относительно φ_3 составляет $0,09 \cdot 10^{-4}$ рад. Средняя скоростная ошибка составляет $(0,05 \div 0,08) \cdot 10^{-4}$ рад, ошибка по положению находится в пределах $(0,07 \div 0,095) \cdot 10^{-4}$ рад. При скорости нарастания и уменьшения отработки угла $\omega_{\varphi} = 0,0035 \text{ с}^{-1}$ скорость механизма ω_m колебаний не имеет. Средняя скоростная ошибка равна $(0,15 \div 1,1) \cdot 10^{-4}$ рад, статическая ошибка - $(0,7 \div 1,1) \cdot 10^{-4}$ рад.

Выводы

В работе выполнен синтез нейросетевой системы управления оборудованием подвижных объектов специального назначения с использованием нейрорегулятора с предсказанием. Разработана структурная схема нейросетевой системы, выполненная по принципу подчинённого регулирования с нейронной компенсацией нелинейностей объекта управления в контуре регулирования скорости с П-регулятором в контуре положения и с предупреданием по скорости.

Выполнено моделирование системы в режиме отработки линейно изменяющегося входного воздействия при минимальной скорости нарастания (уменьшения) отработки угла $\omega_{\varphi\text{min}} = 0,00035 \text{ с}^{-1}$ и при скорости в 10 раз большей, т.е. $\omega_{\varphi} = 0,0035 \text{ с}^{-1}$. Установлено, что при $\omega_{\varphi\text{min}} = 0,00035 \text{ с}^{-1}$ отработка угла в системе с происходит при значительной неравномерности скорости механизма ω_m и имеются статическая и кинетическая ошибки регулирования. Для повышения показателей качества системы разработана система, компонентами которой являются: линейный регулятор положения, нейросетевой регулятор скорости и предупредание по скорости. Получена зависимость, позволяющая определять значение коэффициента предупредания, при котором достигаются наилучшие показатели качества функционирования системы. Показано, что в разработанной нейросетевой системе с предупреданием по скорости линейно нарастающее воздействие эффективно обрабатывается.

Литература

1. Lewis F. L., Parisini T. Guest Editorial: Neural network feedback control with guaranteed stability // Int. J. of Control. - 1998. - Vol.70. - № 3. - P. 337 - 339.
2. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. – Харьков: Телетех, 2004. - 264 с.
3. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления. - М.: ИПРЖР, 2002. - 480 с.
4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344с.
5. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г. К. Вороновский, К. В. Махотило, С. Н. Петрашев, С. А. Сергеев. – Х.: Основа. – 1997. – 112 с.