

---

УДК 681.3.001.5

## **Схема управления летательным аппаратом на основе нейронных сетей**

**Суханов Н. В.**

*Военная академия Ракетных войск стратегического назначения имени Петра Великого,*

*Москва, Китайгородский проезд, 9/5, 109074, Россия*

*e-mail: m7nicky@mail.ru*

### **Аннотация**

Рассмотрены результаты моделирования нейросетевой системы стабилизации по каналу тангажа летательного аппарата на внеатмосферном участке траектории полета. Дается обоснование практической возможности построения интеллектуальных систем управления движением летательных аппаратов на основе теории нейронных сетей. Предложена модернизация рассмотренного алгоритма.

### **Ключевые слова**

управление, полет, сложный объект, нейронная сеть, нейросетевой регулятор

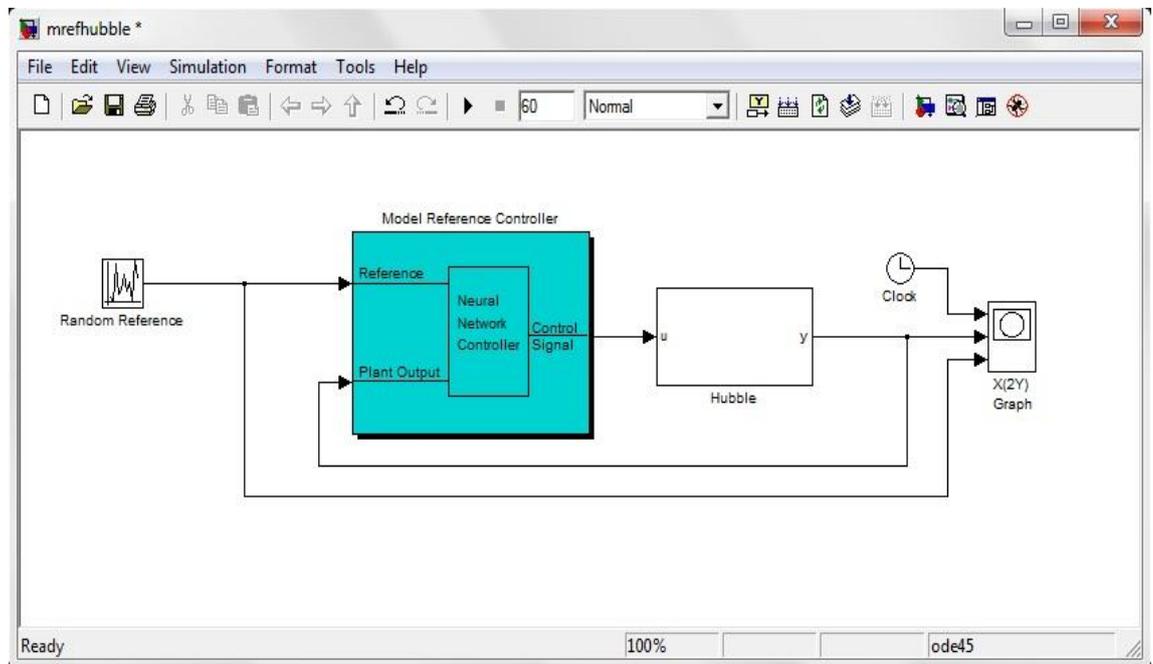
Сегодня уже созданы или находятся в разработке перспективные летательные аппараты, которые должны обеспечить качественный прорыв в авиации и ракетной технике. Однако, из-за их сложности требуются принципиально новые методы организации и принципов построения бортовых систем управления [4]. Нейроуправление, или управление с помощью нейросетевых структур, как раз является одним из таких методов управления. В настоящее время существует два подхода в использовании нейросетевых структур в системах управления:

- 1) замена существующих классических систем управления нейрорегуляторами;
- 2) дополнение классических систем управления нейросетевыми структурами.

В силу того, что создание нейрорегуляторов является в большей степени процессом эмпирическим и основывается на личном опыте конструктора, то в настоящем наиболее рациональным видится второй подход [1]. В данной статье рассматривается возможность построения интеллектуальных нейросетевых алгоритмов для управления сложными динамическими объектами на примере инверсно-адаптивного нейроуправления системой

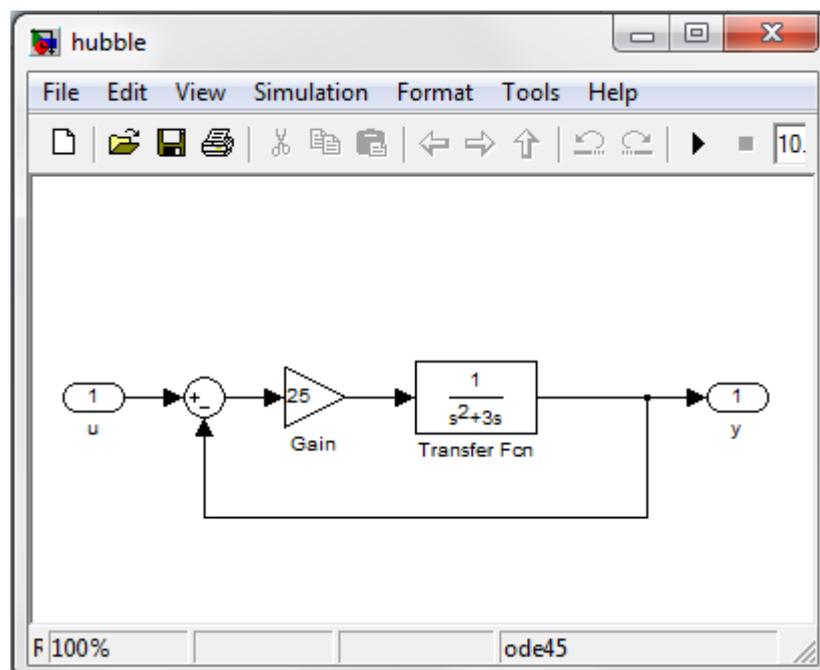
ориентации орбитального телескопа "Хаббл" и летательным аппаратом по каналу тангажа по схеме с эталонной моделью.

Моделирование работы алгоритма проводилось в программной среде Matlab 7.0/Simulink6 (рисунок 1: Step – задающий сигнал ступенчатого вида; ModelReferenceControl – нейрорегулятор; Object – объект управления; Scope – осциллограф) [2].



**Рисунок 1. Схема реализации алгоритма в программной среде Simulink**

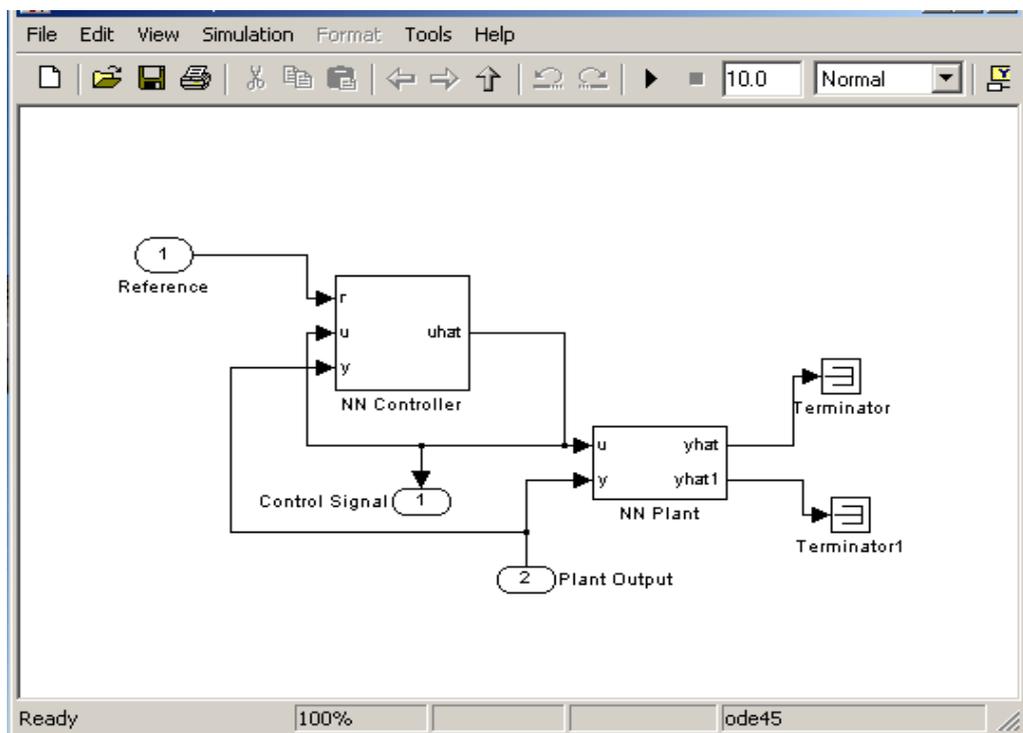
В качестве объекта управления (рис.2) взята схема системы ориентации орбитального телескопа "Хаббл" при коэффициенте усиления 25 и постоянной аperiodического звена 3[6].



**Рисунок 2. Объект управления.**

В качестве эталонной модели взята та же самая схема (рис.2), но с параметрами, обеспечивающими более качественные переходные процессы системы (в ходе работы рассматривались реакции системы на ступенчатый входной сигнал), с коэффициентом усиления 100 и постоянной апериодического звена 12. Задача алгоритма – максимально приблизить переходные процессы скорректированной системы к эталонной модели.

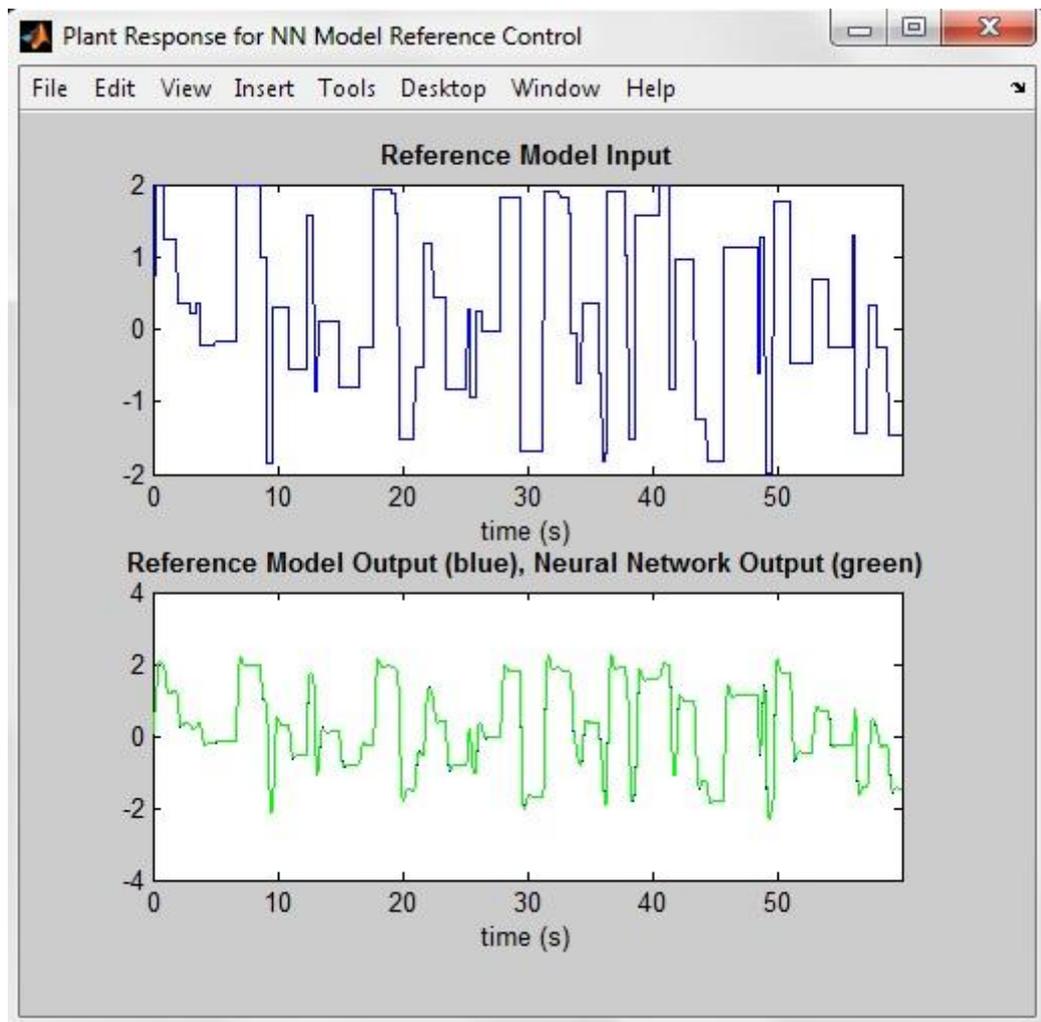
Алгоритм управления, показанный на рисунке 3, подразумевает использование двух нейронных сетей: сети-идентификатора и сети-регулятора (Reference - сигнал с выхода эталонной модели; Control signal - управляющий сигнал; Plant Output – сигнал от объекта управления; NN Controller – нейронная сеть-регулятор; NN Plant – нейронная сеть-идентификатор; reference – выход с эталонной модели) [2]. Сеть-идентификатор используется для определения и эмуляции математической модели объекта и последующего обучения сети-регулятора. Сеть-регулятор фактически выполняет роль инверсной модели, но для входного сигнала в виде реакции эталонной модели на входной сигнал всей схемы. Обе сети построены по схеме многослойный перцептрон [3] с 11 нейронами скрытого слоя сети-идентификатора и 9 нейронами скрытого слоя сети-регулятора. Входные и выходные слои сетей определяются размерностью входных и выходных векторов.



**Рисунок 3. Схема нейросетевого регулятора.**

В начале работы алгоритма эмулятор обучается воспроизведению передаточной функции объекта управления (минимизируется ошибка эмуляции, алгоритм Левенберга-

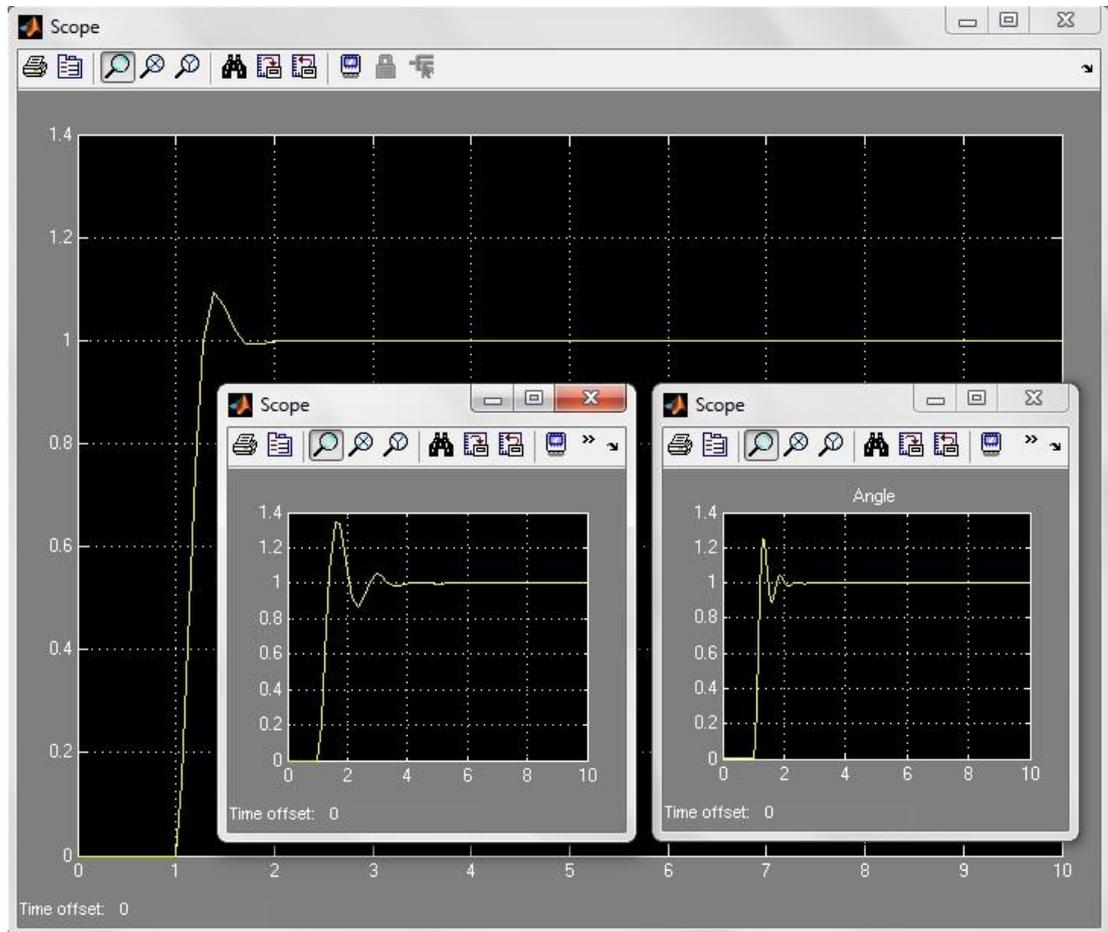
Марквардта [3]). На следующем этапе данная сеть подключается к регулятору, при этом ее весовые коэффициенты считаются постоянными, а настраиваются лишь веса сети-регулятора (минимизируется расхождение отклика эталонной модели и данного кортежа нейронных сетей на одинаковый входной сигнал, алгоритм обратного распространения ошибки). После обучения регулятора он используется по прямому назначению, т.е. в контуре управления. Результаты обучения нейросетевого регулятора представлены на рисунке 4.



**Рисунок 4. Входной сигнал (вверху), отклик эталонной модели (внизу синим цветом) и скорректированной системы (зеленым цветом).**

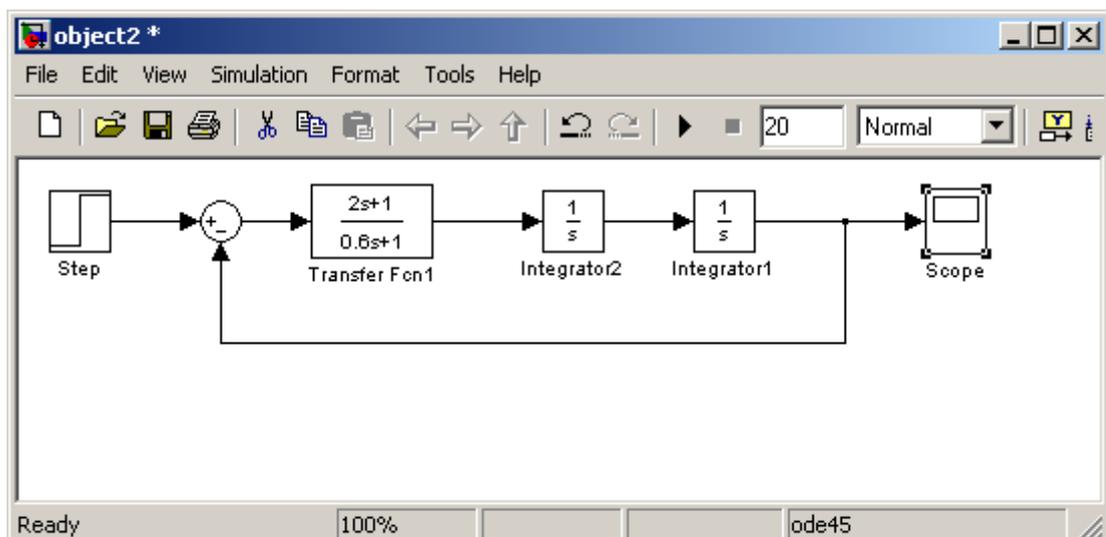
Важно отметить, что данный алгоритм управления является разомкнутым [5], т.е. при неквазистационарности объекта управления переходные процессы системы будут являться расходящимися. Однако, результаты, полученные в ходе исследования, позволяют сделать вывод о пригодности принципов, лежащих в основе алгоритма, для управления сложными устойчивыми нестационарными динамическими объектами, каковыми и являются

современные космические аппараты (ступени разведения баллистических ракет). На рисунке 5 приводятся переходные процессы реакций эталонной модели, системы, скорректированной с помощью нейрорегулятора, и нескорректированного объекта управления на ступенчатый сигнал величины 1.



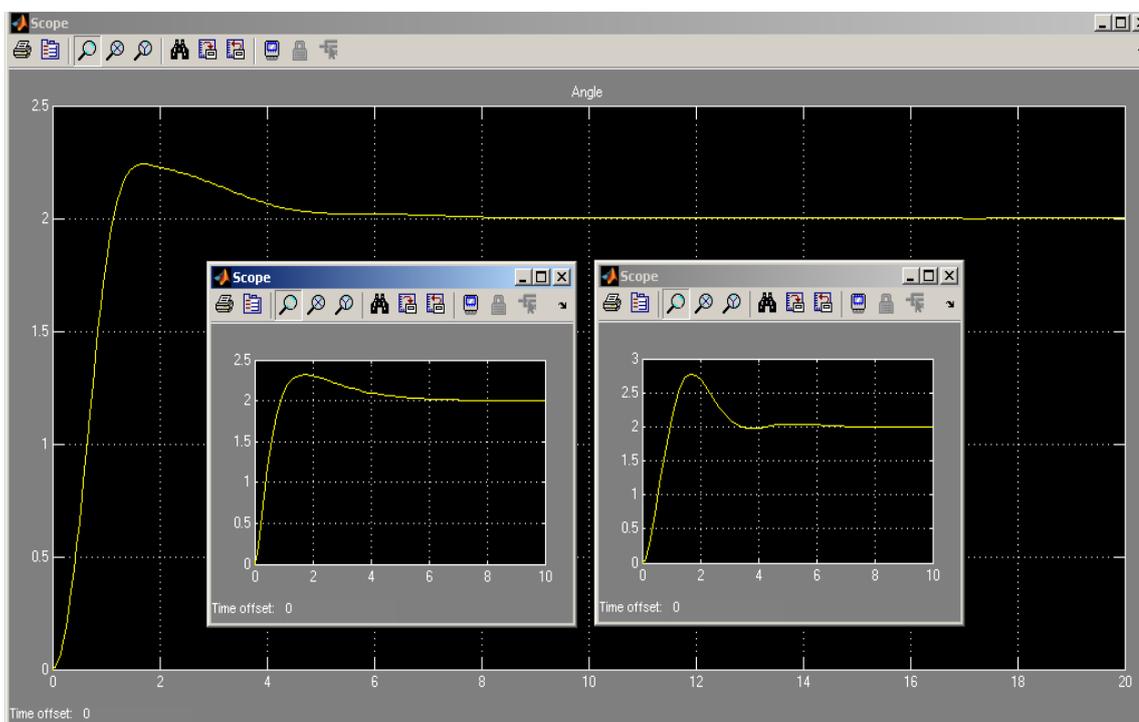
**Рисунок 5. Переходные процессы. На заднем фоне – объект и нейрорегулятор; на переднем фоне: слева - эталонная модель, справа – объект без коррекции.**

Далее в качестве объекта управления (рис.6) взята типовая схема системы управления движением летательного аппарата на внеатмосферном участке траектории полета по каналу тангажа: два интегрирующих звена и одно реальнофорсирующее звено. Был проведен ряд экспериментов для подтверждения интеллектуальности алгоритма и определения влияния количества нейронов скрытых слоев регулятора и идентификатора на процесс управления.



**Рисунок 6. Объект управления.**

При моделировании работы алгоритма получен следующий результат (рис.7)



**Рисунок 7. Переходные процессы. На заднем фоне – объект и нейрорегулятор; на переднем фоне: слева - эталонная модель, справа – объект без коррекции**

Для подтверждения того, что данный алгоритм относится к алгоритмам интеллектуального управления, был проведен следующий эксперимент:

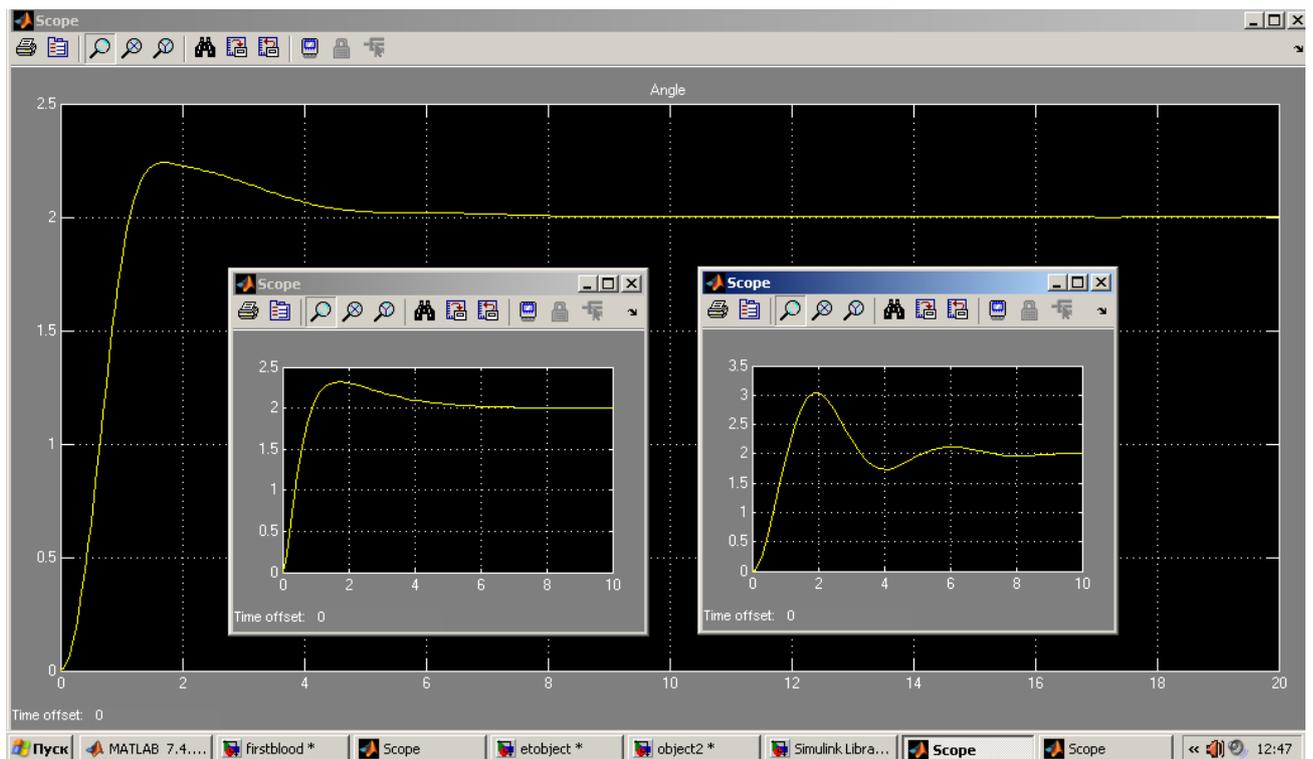
1) изменены параметры объекта управления (постоянная времени аperiodического звена увеличена с 0,5 до 0,6, что привело к увеличению колебательности и

пререгулированию переходного процесса при задающем воздействии типа «ступенька» с окончательным значением 2);

2) произведена идентификация объекта без изменения структуры (топологии) сети-идентификатора;

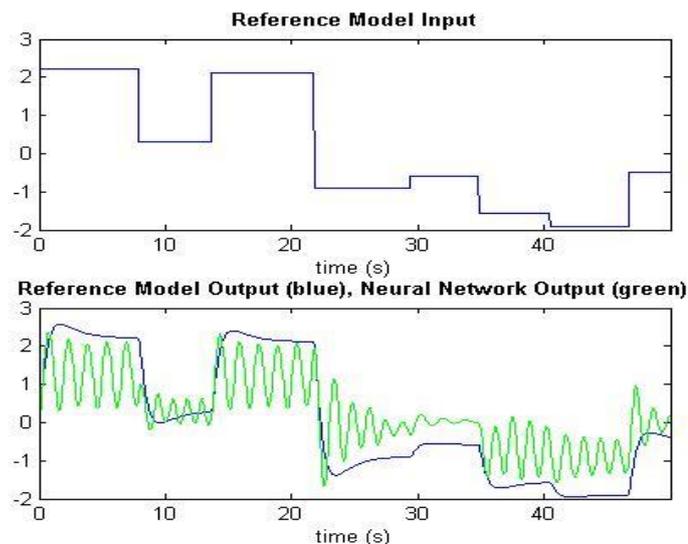
3) произведено обучение сети-регулятора без изменения структуры (топологии) сети-регулятора;

4) получены переходные процессы, соответствующие переходным процессам эталонной модели (рисунок 7).

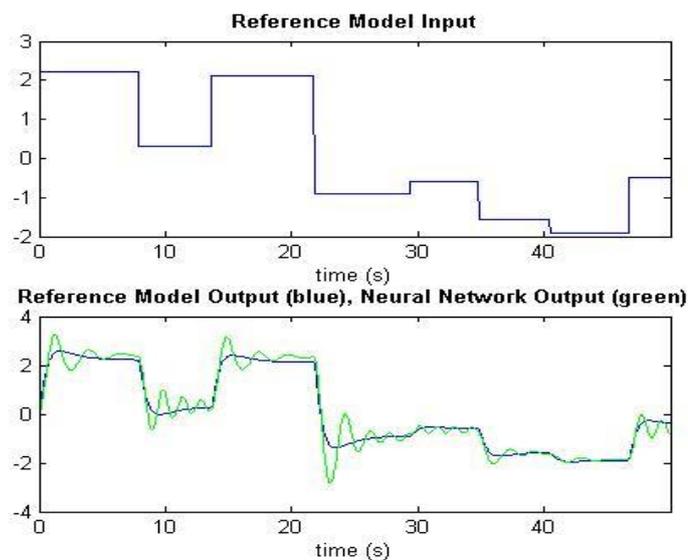


**Рисунок 7. Переходные процессы после изменения характеристик объекта управления.**

Конечные результаты были получены при моделировании с наиболее оптимальными (по мнению автора) параметрами топологии нейросетевых структур. Топологии нейронных сетей выбирались эмпирически, учитывалось явление «избыточности» и «недостаточности» синаптических весов сети регулятора. В случае «избыточности» сеть обладает слишком большим количеством синаптических связей [3], отклик системы колеблется с большой амплитудой относительно желаемого результата. В рассмотренном выше примере подобное явление наблюдается в случаях 5 и 4 нейронов скрытого слоя сети-регулятора (рисунок 8, рисунок 9).

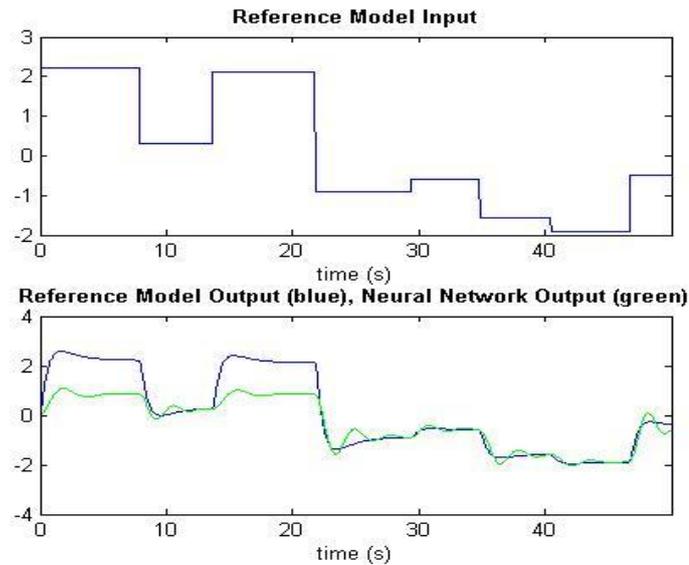


**Рисунок 8. Входной сигнал; отклик скорректированной системы «колеблется» относительно эталонного отклика (5 нейронов скрытого слоя сети-регулятора)**



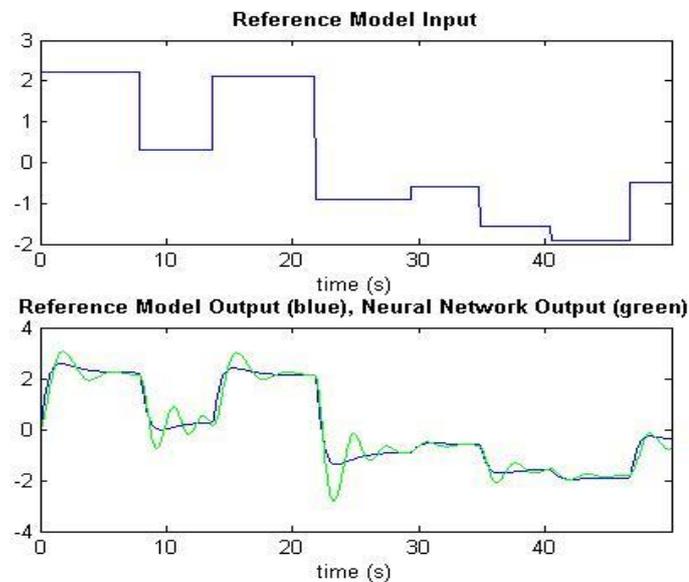
**Рисунок 9. 4 нейрона скрытого слоя сети-регулятора.**

Явление недостаточности количества нейронов скрытого слоя [3] проявляется в неспособности нейронной сети аппроксимировать требуемую функции не пиковых значениях. Это поясняет рисунок 10, на котором приведен график отклика системы с сетью-регулятором с 2 нейронами скрытого слоя.



**Рисунок 10. 2 нейрона скрытого слоя сети-регулятора.**

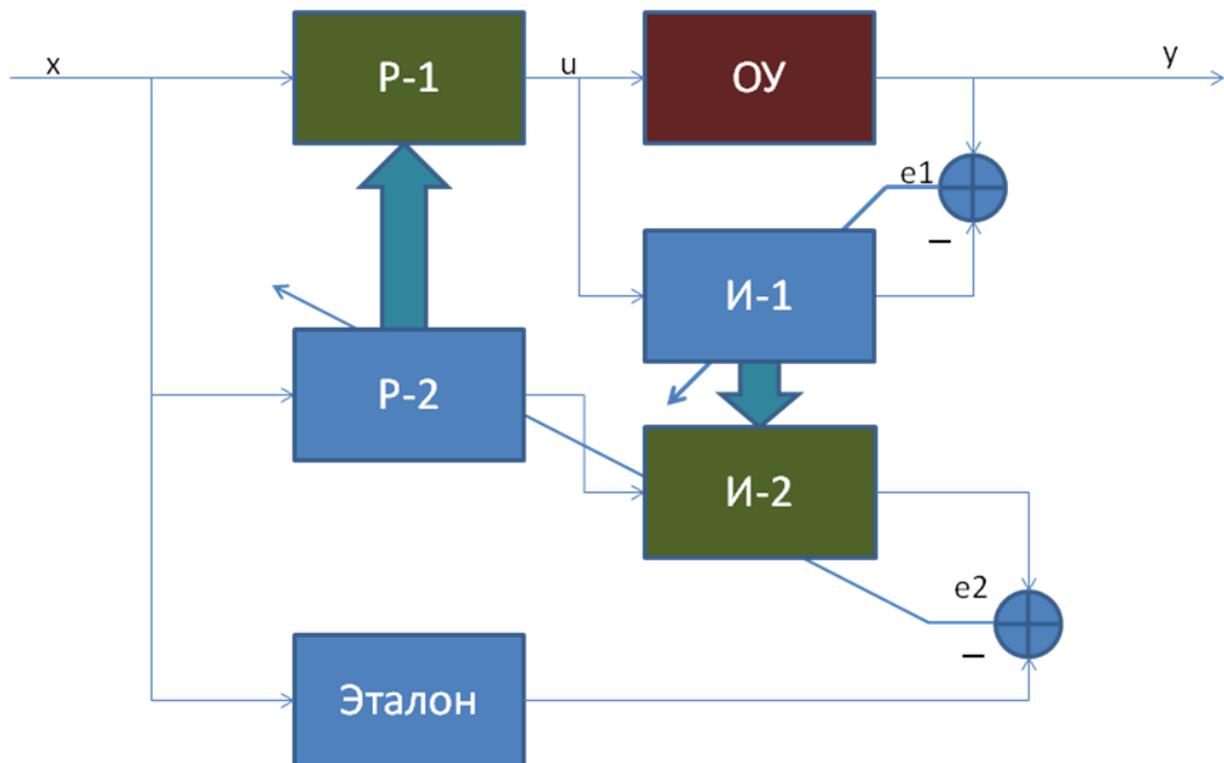
Оптимальной работе алгоритма в данном случае способствует лишь топология сети-регулятора с 3 нейронами скрытого слоя (рисунок 11).



**Рисунок 11. 3 нейрона скрытого слоя сети-регулятора.**

Рассмотренные выше примеры показывают роль эмпирических выводов при подборе топологий нейронных сетей, используемых при реализации алгоритма. Помимо этого, эмпирическим же путем выбираются параметры обучения сетей, характеристики их базовых процессорных элементов, так как не существует какого-либо строгого правила их выбора.

Проблему разомкнутости алгоритма позволяет преодолеть нижеописанный путь модернизации. Так как одна сеть не может одновременно и функционировать и обучаться, предлагается продублировать каждую нейронную сеть в алгоритме, связав сети-«оригиналы» и сети-«дубли» (сеть-«оригинал» - сеть присутствующая в алгоритме до модернизации; сеть-«дубль» - сеть вводимая в алгоритм для обеспечения непрерывной работы алгоритма) механизмами оперативного копирования синаптических весов (рисунок 12). При этом веса «оригинала» идентификатора постоянно настраиваются, обеспечивая непрерывное слежение за объектом управления, далее «дубль» идентификатора, копируя веса у «оригинала», постоянно принимает участие в обучении «дубля» регулятора. Постоянно подстраивающиеся веса «дубля» регулятора копируются на «оригинал» регулятора, который непрерывно задействован в управлении объектом. При этом достигается замкнутость алгоритма и непрерывная работа всех его элементов.



**Рисунок 12. Предлагаемый вариант модернизированной инверсно-адаптивной схемы нейроуправления. Эталон – эталонная модель; И-1 – «оригинал» сети-идентификатора; И-2 – «дубль» сети-идентификатора; P-1 – «оригинал» сети-регулятора; P-2 – «дубль» сети-регулятора; ОУ – объект управления.**

Исключительная мощность нейросетевых алгоритмов при решении задач управления сложными динамическими объектами является прямым следствием теоремы Стоуна-Вейерштрасса, согласно которой многослойные нейронные сети осуществляют

аппроксимацию любой непрерывной функции с любой точностью, зависящей от числа слоев и числа базовых процессорных элементов в слоях [3]. Рассмотренный алгоритм относится к классу интеллектуальных [5], является пригодным для управления устойчивыми сложными динамическими и нестационарными объектами. Важно отметить, что в алгоритме использованы достаточно простые сетевые структуры, которые являются на сегодня хорошо изученными и отработанными. Существующие нейрокompьютеры позволяют реализовать разработанный алгоритм на практике. Однако требуется доводка алгоритма с целью поиска наиболее оптимальных нейросетевых структур.

#### **Библиографический список.**

1. Под ред. В.И.Васильева, Б.Г.Ильясова, С.Т.Кусимова. Нейрокompьютеры в авиации (самолеты). Научная серия «Нейрокompьютеры и их применение», кн.14.-М.: Радиотехника, 2004.
2. В.П.Дьяконов, В.В.Круглов. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 Simulink 5/6 Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики.-М.:Солон-пресс, 2006.
3. С.Осовский. Нейронные сети для обработки информации.-М.:Финансы и статистика, 2004.
4. Г.Н.Разоренов, Э.А.Бахрамов, Ю.Ф.Титов. Системы управления летательными аппаратами (баллистическими ракетами и их головными частями).-М.:Машиностроение, 2003.
5. А.А.Усков, А.В.Кузьмин. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика.-М.:Горячая линия – Телеком, 2004.
6. Р.Дорф, Р.Бишоп. Современные системы управления. -М.:Лаборатория базовых знаний, 2002.