

Я.О. АНИСИМОВ  
(Южно-Уральский Государственный Университет, Челябинск)

## ПОДХОДЫ К СИНТЕЗУ ГИРОСТАБИЛИЗАТОРА С НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ

*В статье рассматриваются вопросы синтеза нейронного наблюдающего устройства для гироскопического стабилизатора. Предложены четыре структуры нейронных наблюдающих устройств для некоторых типов стабилизаторов. Проведено сравнение результатов моделирования поведения гиростабилизатора с нейронной сетью и наблюдателями Калмана и Льюинбергера.*

### Введение

В последнее время для задач управления и оценки вектора состояния все шире начинают применяться нейронные сети. В частности в работах [9],[4] и [2] изложены общие подходы к оценке вектора состояния. Однако, авторы в этих работах рассматривают задачу оценки в разомкнутой динамической системе. При применении изложенных методов в замкнутых динамических системах возникают ряд трудностей, связанных с целым рядом факторов, в том числе и фактором размерности. В данной работе предлагаются подходы для синтеза устройства оценивания (наблюдения) вектора состояния в цепи обратной связи гироскопического стабилизатора.

### Постановка задачи

Рассматривается задача синтеза алгоритма управления цепи обратной связи следящей системы путем восстановления вектора состояния динамического объекта. В качестве объекта выбран гиростабилизатор, движение которого описывается в виде следующего векторно-матричного уравнения [5]:

$$\dot{x} = Ax + B(u + M_{\text{возм}}) \quad (1)$$

$$y = Cx + v, \quad (2)$$

где  $A$  - матрица состояния,  $B$  - матрица управления,  $C$  - матрица наблюдения,  $x$  - вектор состояния гиростабилизатора.

Будем считать, что измерению доступны только углы прецессии гироскопа с аддитивным измерительным шумом типа "белый шум". Для компенсации случайного внешнего возмущения  $M_{\text{возм}}$ , приложенного по оси стабилизации, будем подавать управление  $u = -P\hat{x}$  на двигатель стабилизации, который будет развивать момент, уравновешивающий внешнее возмущение. Для формирования управления  $u = -P\hat{x}$  необходимо знать оценку всего вектора состояния  $x$  и иметь рассчитанный регулятор  $P$ . Так как нам доступна лишь одна компонента вектора состояния, то необходимо получить оценку всего вектора  $x$ .

### Решение задачи классическими методами

Оценку вектора состояния  $\hat{x}$  можно брать с наблюдающего устройства. В современной теории управления наибольшее распространение получили наблюдающие устройства Льюинбергера и Калмана. Данные наблюдающие устройства имеют схожую математическую модель и предполагают наличие всех данных о системе: полной математической модели, статистических характеристик измерительного шума и возмущающего воздействия [6],[3].

Наиболее простой вариант наблюдающего устройства- это наблюдатель Льюинбергера.

Уравнение этого наблюдателя имеет вид:

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + K[y - C\hat{x}]. \quad (3)$$

Оптимальный коэффициент усиления  $K$  рассчитывается таким образом, чтобы переходный процесс в наблюдающем устройстве закончился раньше чем в основной системе. Обычно, собственные частоты наблюдателя выбирается с коэффициентом кратности в 1.2...5 раз выше собственных частот основной системы.

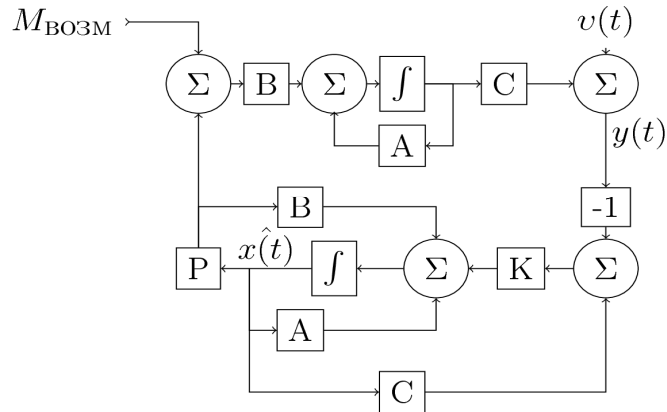


Рис 1. Структурная схема замкнутой системы содержащей наблюдающее устройство

Более сложным по настройке коэффициентов математической модели является фильтр Калмана. Этот фильтр применяется при следующих допущениях:

- аддитивный шум не имеет постоянной составляющей ( $M[v] = 0$ );
- известна дисперсия измерительного шума ( $D[v] = R$ );
- известна дисперсия возмущающего воздействия ( $D[M_{\text{возм.}}] = Q$ );
- измерительный шум и возмущающее воздействие не коррелированы.

Фильтр является инструментом, позволяющим на основе математической модели системы построить оптимальные оценки системных переменных по выполненным измерениям. К достоинствам алгоритма следует отнести его рекуррентную природу, эффективно проявляющуюся при работе в реальном времени.

Уравнение фильтра Калмана идентично уравнению наблюдателя Льюнбергера (3) с той лишь разницей, что оптимальный коэффициент усиления определяется выражением:

$$K = FC^T R^{-1}. \quad (4)$$

В данном выражении все величины, за исключением матрицы  $F$  известны. Данную матрицу можно найти решая матричное дифференциальное уравнение Риккати:

$$\frac{dF}{dt} = AF + FA^T - FC^T R^{-1} CF + QB^T. \quad (5)$$

### Решение задачи с использованием нейронных сетей

Нейронные сети показали свою эффективность для решения задач распознавания образов, за счет своих аппроксимирующих свойств. Нейронные сети способны обучаться на основе соотношений “вход-выход”, поэтому они могут обеспечить более простые решения для сложных задач управления. Кроме того, нейроны могут быть нелинейными элементами; следовательно, нейронные сети могут являться нелинейными системами, пригодными для решения задач

управления, принципиально связанных с наличием нелинейных характеристик [7],[10].

В данной работе предлагается в качестве наблюдающего устройства использовать нейронную сеть. В качестве базовой структуры наблюдающего устройства выберем многослойную нейронную сеть (“многослойный персептрон”). Математическая модель этой сети описывается уравнением:

$$O = f^{(2)}(W^{(2)}(f^{(1)}(W^{(1)}x + b^{(1)})) + b^{(2)}), \quad (6)$$

где  $W^{(i)}$  - матрица весов  $i$ -го слоя нейронной сети,  $b^{(i)}$  - вектор смещения  $i$ -го слоя нейронной сети,  $f^{(i)}$  - функция активации  $i$ -го слоя нейронной сети,  $x$  - входной вектор нейронной сети,  $O$  - выходной вектор нейронной сети.

Данная модель описывает только статическое отображение “вход-выход“. Для придания динамических свойств нейронной сети можно дополнить базовую сеть динамическими звеньями. Для реализации динамических свойств дополним сеть блоком памяти на входе, таким образом что (6) преобразуется в:

$$O = f^{(2)}(W^{(2)}(f^{(1)}(W^{(1)}[x(k) x(k-1) \dots x(k-m)]^T + b^{(1)})) + b^{(2)}), \quad (7)$$

где  $m$  - количество запомненных предыдущих состояний [1], [8].

Для обучения нейронной сети будет использоваться обучающая выборка, сформированная специальным образом. При формировании выборки примем допущение, что все переменные системы наблюдаемы. Далее, формируется замкнутая система путем включения в цепь обратной связи регулятора по состоянию. Для формирования обучающей выборки, обычно рекомендуется подавать на вход гармонический сигнал с нарастающей частотой. Очевидно, что данный подход был принят под влиянием частотного подхода. Однако, как показали вычислительные эксперименты, проведенные в рамках данной работы, более предпочтительнее использовать случайный нормированный входной сигнал. Также, стоит отметить, что предпочтительнее при обучении исключить измерительный шум.

Как показало математическое моделирование одна нейронная сеть не всегда способна восстанавливать весь вектор состояния. Поэтому для решения задачи его оценки наблюдающее устройство может состоять из:

- 1) одной нейронной сети, восстанавливающей все переменные состояния;
- 2) двух нейронных сетей, восстанавливающих переменные по-объектно;
- 3) двух нейронных сетей, восстанавливающих переменные поканально;
- 4) нескольких нейронных сетей, восстанавливающих переменные сепаратно.

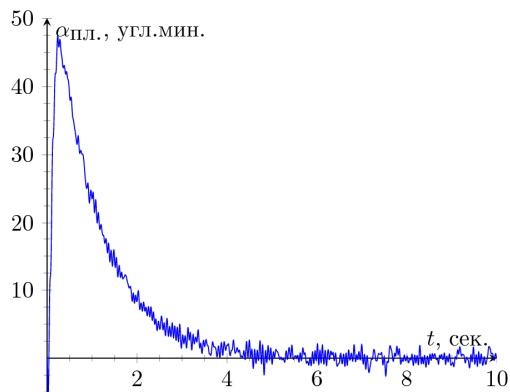
Первые две структуры показали свою эффективность на объектах минимальной размерности: однокомпонентный акселерометр, одноосный гиросtabilизатор. Однако для объектов большей размерности, двухосный гиросtabilизатор, первые 3 структуры не позволили получить работающий гиросtabilизатор, т.к. во всех экспериментах мы получали неустойчивый переходный процесс.

В рамках проведенной работы было проведено моделирование ряда объектов с наблюдающим устройством, построенным с использованием нейронных сетей. В ходе экспериментов сравнивались следующие параметры: максимальный угол прокачки платформы, статическая ошибка платформы в установившемся режиме и среднеквадратичное отклонение платформы в установившемся режиме.

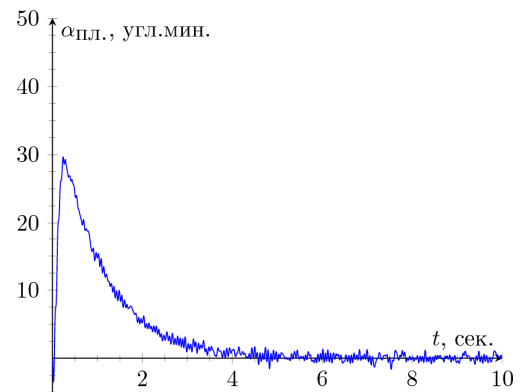
В начале было проведено моделирование одноосного гиросtabilизатора. Наблюдающее устройство состояло из одной нейронной сети. Количество запомненных состояний равнялось 4, количество нейронов в скрытом слое равнялось 5, функции активации были линейными.

## 1. Результаты моделирования одноосного гиросtabilизатора, угл.мин.

	$\alpha_{плmax}$	$\bar{\alpha}_{пл}$	$\sigma_{\alpha_{пл}}$
Фильтр Калмана	29,32	0,01	0,45
Наблюдатель Льюинбергера	443,32	5,45	87,10
Нейрофильтр	37,1	0,16	0,97



а)



б)

Рис. 2. Переходный процесс по оси стабилизации одноосного гиросtabilизатора

а) с нейронной сетью б) с фильтром Калмана

Также было проведено моделирование двухосного гиросtabilизатора с чувствительным элементом типа динамически настраиваемый гироскоп. В данном случае наблюдающее устройство состояло из шести нейронных сетей. Сети были идентичными по своей внутренней структуре. Количество запомненных состояний равнялось 20, количество нейронов в скрытом слое равнялось 5, функции активации были линейными.

Таблица 2

## Результаты моделирования двухосного гиросtabilизатора, угл.мин.

	$\alpha_{плmax}$	$\bar{\alpha}_{пл}$	$\sigma_{\alpha_{пл}}$
Фильтр Калмана	74,78	8,96	2,57
Наблюдатель Льюинбергера	506,29	5	50,82
Нейрофильтр	19,56	2,26	3,67

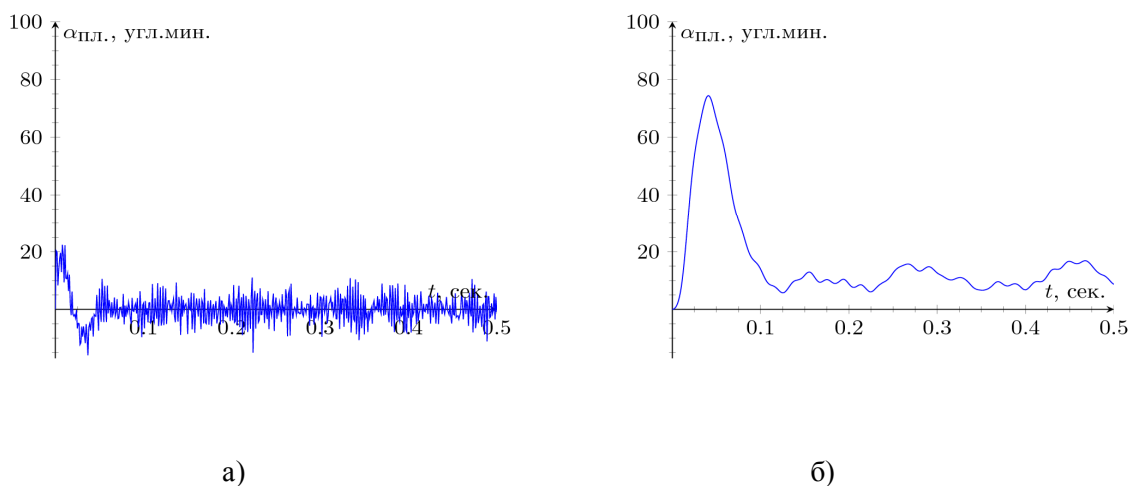


Рис 3. Переходный процесс по оси стабилизации канала  $\alpha$  двухосного гиростабилизатора  
а) с нейронной сетью б) с фильтром Калмана

### Выводы

В предложенной работе рассмотрены подходы к синтезу гироскопического стабилизатора с использованием нейронных сетей. Было показано что такой синтез принципиально возможен, и гиростабилизатор полученный подобным способом по точности находится на уровне фильтра Калмана. При наличии априорной информации о природе и количестве переменных состояний, за счет увеличения количества нейронных сетей в наблюдающем устройстве, возможно повысить точность восстановления всех переменных объекта малой размерности. При помощи такого подхода можно получить работающее наблюдающее устройства для объектов большей размерности.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Анисимов Я.О., Кацай Д.А. Одноосный гироскопический стабилизатор с нейронной сетью в контуре обратной связи // *Приборостроение: Темат. сб. науч. Тр.* — Челябинск: Издательство ЮУрГУ — 2009.
2. Безмен Г.В. Анализ возможности использования нейронных сетей для решения задач фильтрации навигационной информации // *Навигация и управление движением: Сборник докладов IV конференции молодых ученых.* — СПб.: ОАО “Концерн ”ЦНИИ электроприбор“. — 2002.
3. Буков В.Н. Вложение систем. аналитический подход к анализу и синтезу матричных систем. — К.: Издательство научной литературы, 2006.
4. Васильев В.А. Сравнение нейросетевых и нечетких алгоритмов на примере решения простейшей задачи байесовского нелинейного оценивания // *Навигация и управление движением. Материалы XI конференции молодых ученых.* — СПб.: ОАО “Концерн ”ЦНИИ электроприбор , 2009.
5. Кацай Д.А. Одноосный гиростабилизатор с наблюдателем Льюинбергера // *Приборостроение: Темат. сб. науч. тр.* — Челябинск: Издательство ЮУрГУ — 2002.
6. Кузовков Н.Т. Модальное управление и наблюдающие устройства. — М.:Машиностроение, 1976.
7. Омату С., Халид М., Юсоф Р. Нейроуправление и его приложение. — М.:ИПРЖР .— 2000.
8. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. — М.: ИПРЖР, 2000.
9. Степанов О.А. Нейросетевые алгоритмы в задаче нелинейного оценивания. Взаимосвязь с байесовским подходом // *Навигация и управление движением. Материалы XI конференции молодых ученых.* — СПб.: ОАО “Концерн ”ЦНИИ электроприбор“, 2009.
10. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. — М.: Вильямс .— 2006.