

**ОДНООСНЫЙ ГИРОСКОПИЧЕСКИЙ СТАБИЛИЗАТОР С НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ В КОНТУРЕ ОБРАТНОЙ СВЯЗИ**

В последнее время для целей управления все шире применяют нейронные сети (НС) [5, 7]. Они показали свою эффективность для решения задач распознавания образов за счет своих аппроксимирующих свойств [6]. Нейронные сети способны обучаться на основе соотношений “вход-выход”, поэтому они могут обеспечить получение более простых решений для сложных задач управления. Нейроны могут быть нелинейными элементами, а нейронные сети - системами, пригодными для решения задач управления объектами с нелинейными характеристиками [5].

В работе [1] рассмотрено применение нейронных сетей для обработки навигационной информации. Однако, в работе присутствуют следующие ограничения: в качестве объекта выбрано безинерционное звено первого порядка; отсутствует количественный анализ полученных результатов.

Исследование свойств системы управления, содержащей в своем составе нейронную сеть, выполнено на основе динамической системы третьего порядка, которую можно представить в виде следующих векторно-матричных дифференциального и алгебраического уравнений:

$$\dot{x} = Ax + Bu + \xi, \quad (1)$$

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

где уравнение (1) представляет собой уравнение состояния, а уравнение (2) - уравнение наблюдения;  $A$ - матрица состояния;  $B$ - матрица управления;  $C$ - матрица наблюдения;  $x$  - вектор состояния;  $u$  – вектор управления;  $\xi$  - вектор возмущения системы;  $v$  - вектор измерительного шума, причем  $\xi$  и  $v$  - случайные процессы типа «белый шум».

Ставится задача синтеза управления  $u$ , которое придаёт системе заданные динамические характеристики. Будем считать, что условия наблюдаемости и управляемости выполнены.

Управление  $u$  формируется в виде линейной комбинации переменных состояния. Регулятор  $P$  рассчитывается одним из известным методов, исходя из требований к динамической системе:

- модальным методом (в случае формирования критерия  $k$

динамическим свойствам по собственным частотам колебаний) [3, 4];

- методом аналитического конструирования регуляторов (если в качестве критерия предъявляются требования по минимизации среднеквадратической ошибки переменных состояния относительно их желаемого значения во временной области) [2].

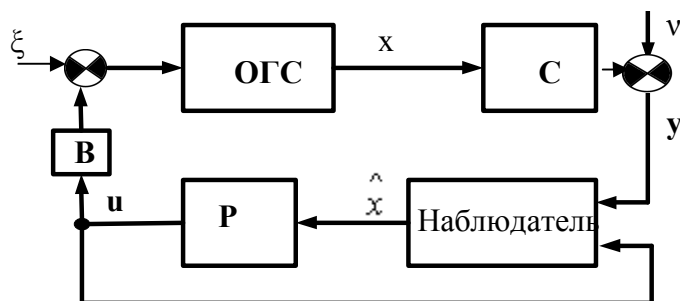


Рис. 1. Структурная схема системы управления.

Оценка вектора состояния  $\hat{x}$  берется с наблюдающего устройства (наблюдателя), показанного на рис.1. В качестве наблюдающего устройства могут выступать:

- наблюдатель Льюинбергера;
- наблюдатель (фильтр) Калмана;
- нейронная сеть.

Фильтр Калмана и наблюдатель Льюинбергера предполагают наличие математической модели объекта. Динамические свойства наблюдателя Льюинбергера должны быть таковы, чтобы переходные процессы в нем заканчивались быстрее, чем в объекте управления. Динамические свойства фильтра Калмана определяются по статистическим параметрам измерительного шума и входного возмущения системы. Различные требования к динамическим свойствам этих двух типов наблюдателей определяют и различные методики расчета их параметров.

Нейронные сети различаются по структуре и выполняемым функциям. Одной из самых простых и известных сетей является нейронная сеть, именуемая как “многослойный персептрон”. Многослойный персептрон представляет собой статическую нейронную сеть с несколькими входами, выходами и скрытыми слоями. Статичность сети заключается в том, что по окончанию переходных процессов, между входом и выходом существует однозначное соответствие, определяемое выражением [7]:

$$\hat{x} = f_3(W^{(3)} \cdot f_2(W^{(2)} \cdot f_1(W^{(1)} \cdot x + bn^{(1)}) + bn^{(2)}) + bn^{(3)}), \quad (3)$$

где  $W^{(i)}$  -матрица весовых коэффициентов;  $bn^{(i)}$ -вектор смещений;  $f_i$ -

функция активации;  $i = 1..3$  - номер слоя.

Для того, чтобы сеть выполняла необходимые действия, её необходимо обучить. Задачу обучения можно разделить на два этапа: 1) создание обучающей выборки; 2) выбор алгоритма и обучение (настройка параметров) сети. Обучающая выборка должна содержать данные из всего рабочего диапазона нейронной сети. В данном случае можно применять как детерминированные подходы (например, несколько гармонических сигналов на ряде характерных частот из полосы пропускания динамической системы), так и стохастические подходы (нормированный случайный сигнал, поданный на вход системы).

Одним из наиболее эффективных алгоритмов обучения является алгоритм обратного распространения ошибки. Этот алгоритм обеспечивает подбор весов и смещений с применением градиентных методов оптимизации. В качестве целевой функции используется, как правило, квадратичная функция разностей между фактическими и ожидаемыми значениями выходных сигналов.

Для того, чтобы многослойный персептрон смог выполнять роль наблюдателя для динамической системы, необходимо, чтобы сама нейронная сеть была динамической. Такими свойствами обладают рекуррентные нейронные сети, в частности сети Хопфильда, Элмана и Джордано. Наиболее простой способ получения динамической нейронной сети состоит во введении в статическую сеть элементов с памятью. В этом случае на вход нейронной сети можно подавать не только текущее измеренное состояние, но и несколько запомненных предыдущих состояний [6]. Таким образом, выражение (3) преобразуется в следующее выражение:

$$\hat{x} = f_3(W^{(3)} \cdot f_2(W^{(2)} \cdot f_1(W^{(1)}[x(k), x(k-1), \dots, x(k-m)]) \cdot x + bn^{(1)}) + bn^{(2)}) + bn^{(3)}, \quad (4)$$

где  $m$  - количество запомненных предыдущих состояний.

Для решения задачи восстановления возможны два структурных подхода. Первый подход заключается в том, чтобы только одна сеть восстанавливала весь вектор состояния. Вторым подходом является использование нескольких нейронных сетей, соединенных “каскадом”.

Численным путем была смоделирована работа нейронной сети по восстановлению вектора состояния динамической системы. В качестве объекта использована модель одноосного гироскопического стабилизатора (ОГС).

В качестве оценки эффективности работы метода выбран среднеквадратический критерий ошибки восстановления переменных состояния:

$$\sigma = \left[ \sum_{i=1}^N \sqrt{(\hat{x}_i - x_i)^2} \right] / N, \quad (5)$$

где  $x$  - истинное значение переменной состояния,  $\hat{x}$  - восстановленное значение переменной состояния,  $N$  - количество точек в выборке.

Для создания обучающей выборки на вход ОГС подавался случайный сигнал с заранее известными статистическими характеристиками. Использование случайного сигнала в данной задаче представляется наиболее удачным, т.к. предполагается работа ОГС в условиях случайного возмущающего воздействия.

В результате моделирования различных комбинаций количества слоев в сети и количества нейронов в слоях были выявлены оптимальные параметры нейронной сети для восстановления вектора состояния ОГС: 6 входных, 5 скрытых и 3 выходных нейрона в трех соответствующих слоях. Количество входных нейронов определяет глубину памяти. Из 6 входных нейронов 5 использованы для хранения предыдущих состояний и 1 нейрон для передачи текущего измеренного значения.

Результаты моделирования поведения ОГС представлены на рис.2,..., рис.5.

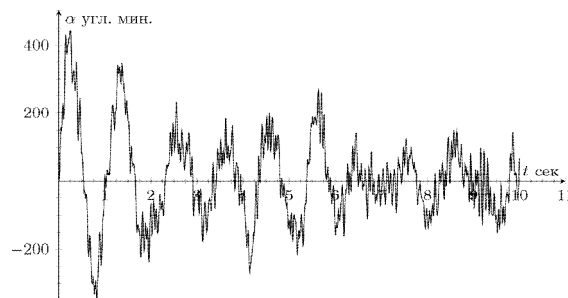


Рис. 2. Угол прокатки платформы с односетевым наблюдателем.

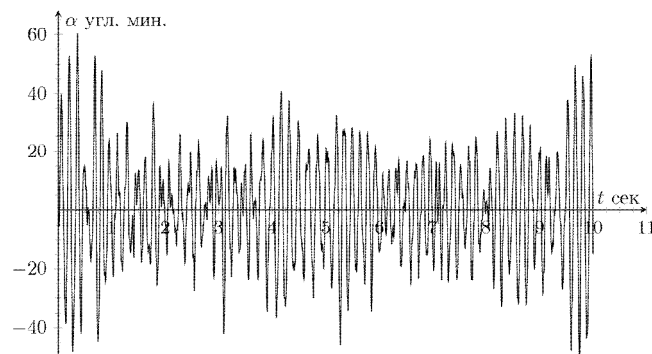


Рис. 3. Угол прокатки платформы с двухсетевым наблюдателем.

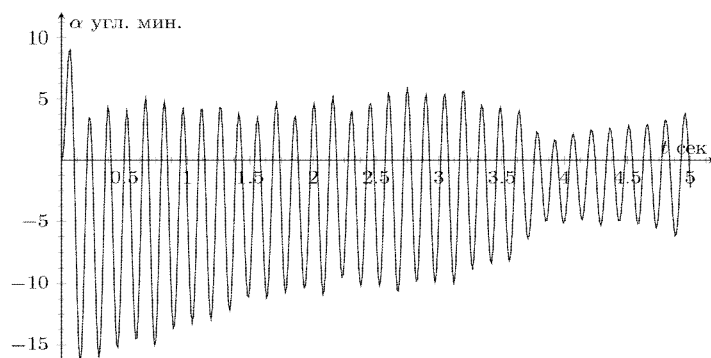


Рис. 4. Угол прокачки платформы с фильтром Калмана.

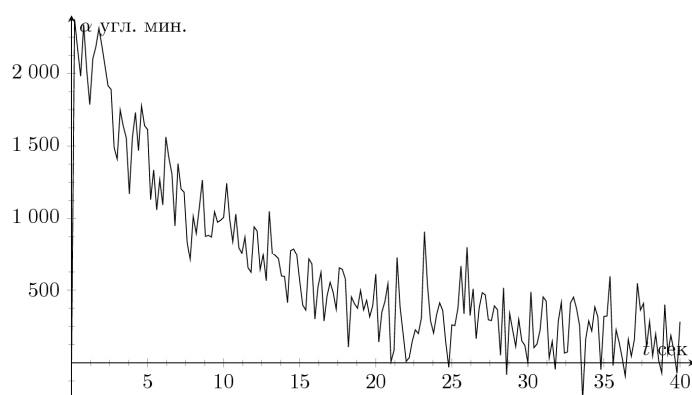


Рис. 5. Угол прокачки платформы с наблюдателем Льюинбергера.

При использовании двух нейронных сетей использованы следующие конфигурации сетей: первая нейронная сеть содержала 10 входных нейронов, 5 нейронов в скрытом слое и 2 нейрона в выходном слое. Задача первой сети состояла в восстановлении угла поворота гиросузыла и его угловой скорости. Вторая нейронная сеть состояла из 30 входных нейронов, 5 нейронов в скрытом слое и 3 нейронов в выходном слое. Задача второй сети состояла в восстановлении угловой скорости платформы.

Таблица 1

Значение максимального угла прокачки платформы ОГС

Одна НС	Две НС	Фильтр Калмана	Наблюдатель Льюинбергера	Размерность
443	60	11	2427	угл. мин.

Значение абсолютных ошибок восстановления переменных состояния ОГС

Переменная состояния		Одна НС	Две НС	Фильтр Калмана	Наблюдатель Льюинбергера
Скорость платформы	угл.мин./сек.	6002	1910	255	50055
Скорость прецессии	угл.мин./сек.	1157	1080	50	7763
Угол гириблока	угл.мин.	231	983	118	515

В данной работе рассмотрена возможность синтеза наблюдающего устройства для ОГС на основе нейронных сетей. Результаты численного моделирования показывают, что наблюдающие устройства в виде нейронных сетей занимают промежуточное положение по точности между наблюдателями Льюинбергера и Калмана. Достоинства нейронных сетей в их универсальности по отношению к объекту. Для построения сети не требуется математическая модель, если имеется набор данных, связывающих вход и выход объекта. Однако, остаются открытыми вопросы об оптимальном количестве слоев и количестве нейронов в них для динамической системы произвольной размерности.

### Библиографический список

1. Безмен, Г.В. Анализ возможности использования нейронных сетей для решения задач фильтрации навигационной информации / Г.В.Безмен // Навигация и управление движением: Сборник докладов IV конференции молодых ученых СПб.: ГНЦ РФ-ЦНИИ "Электронприбор", 2002.-316 с.
2. Буков, В.Н. Вложение систем. Аналитический подход к анализу и синтезу матричных систем – К: Издательство научной литературы Н.Ф. Бочкаревой , 2006. – 800 с.
3. Кацай, Д. А. Одноосный гиросtabilизатор с наблюдателем Льюинбергера /Д. А. Кацай Приборостроение: Темат. сб. науч. тр.. - Челябинск: Издательство ЮУрГУ, 2002. - с. 76-80.
4. Кузовков, Н.Т. Модальное управление и наблюдающие устройства./Н. Кузовков- М: Машиностроение, 1976. -184 с.
5. Омату, С. Нейроуправление и его приложения / С. Омату, М. Халид,Р. Юсоф - М: ИПРЖР, 2000. -272 с.
6. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский М: Финансы и Статистика, 2002. - 344 с.
7. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин, М: ИД Вильямс, 2006. - 1103 с.