

5. Колесников А.А., Капустина А.С. Синергетический метод динамической обработки и защиты информации // Межвузовский научный сборник «Управление и информационные технологии – 2007». – Пятигорск: Изд-во ПГТУ, 2007. – С. 23-31.
6. Николис Г., Пригожин И. Познание сложного: Введение. – М.: Изд-во ЛКИ, 2008. – 352 с.

УДК 681.21

Д.А. Шанин, В.Х. Пшихопов, М.Ю. Медведев

НЕЙРОСЕТЕВОЙ АДАПТИВНЫЙ РЕГУЛЯТОР ДЛЯ ЗАДАЧИ УПРАВЛЕНИЯ МОДЕЛЬЮ ВЕРТОЛЕТА ПОСРЕДСТВОМ ГЛОБАЛЬНОЙ ОБРАТНОЙ СВЯЗИ

Нейросетевые подходы хорошо зарекомендовали себя при решении задач адаптивного управления [1–3]. Особенно актуально применение таких методов при управлении объектом, чья структура и параметры являются неопределенными. В этом случае нейросетевой регулятор позволяет сократить сроки и стоимость проектирования, так как нет необходимости решать задачу идентификации и устранить влияние неопределенности при соответствующем обучении.

В работе [3] предложен нейросетевой адаптивный контроллер, обладающий свойствами ПИД-регулятора. Свойства ПИД-регулятора заложены в нейросетевой адаптивный контроллер по причине его универсальности. При этом полученный нейрорегулятор используется не для подстройки коэффициентов, а прямо реализует интегральную составляющую для подавления трендов ошибок, дифференциальную составляющую для подавления резких возмущений и пропорциональную – для уменьшения текущей ошибки. Отметим, что при решении данной задачи был получен нейросетевой алгоритм дифференцирования, который пригоден для применения сигналов с шумами.

При синтезе такого нейросетевого регулятора использовалась динамическая сеть прямой передачи данных, на базе нейронов с радиально-базисной функцией активации в первом слое и аделинов – нейронов с линейной функцией активации, – во втором слое. При этом на тестовых примерах (управление двигателем постоянного тока независимого возбуждения и асинхронном двигателе с векторным управлением) были получены оптимальные настройки нейросети, обеспечивающие при заданном времени переходного процесса наименьшее перерегулирование.

В качестве входов разработанного нейрорегулятора используются следующие последовательности:

- 1) опорный сигнал – задающая последовательность, определяющая конечное состояние объекта;
- 2) выход регулятора;
- 3) ошибка объекта – разность между опорным сигналом и реальным выходом объекта;
- 4) интегрируемая ошибка – ошибка накопленная регулятором за все время работы объекта;
- 5) выход объекта;
- 6) сигнал с выхода объекта.

Выбор входных последовательностей обусловлен структурой регулятора. Некоторые из перечисленных последовательностей предназначаются для определенной составляющей сигнала управления. Так выход объекта и выход регулятора необходим для формирования дифференциальной составляющей и корректировки параметров предиктора фактически реализующего функцию дифференцирования. Последовательность “интегрируемая ошибка” необходима только для интеграль-

ной составляющей и оказывает влияние только на нее. Остальные входящие последовательности оказывают влияние на все нейроны каждого из блоков.

При управлении сложным объектом с неизвестной структурой обучение и управление осуществляется опытным путем многократных испытаний. За счет реализованного в структуре алгоритма обучения обратного распространения ошибки и алгоритма Левенберга–Марквардта [4], регулятор с первых циклов стремится минимизировать ошибку объекта управления, опираясь на данные полученные посредством обратной связи. При этом имеются две задачи, решение которых проводится эмпирическим путем. Первая – определение допустимых пределов управления объектом, вторая – определение количества нейронов, задействованных в регуляторе. При этом вторая задача заметным образом сказывается на качестве управления, так как при недостаточном количестве нейронов управление объектом будет в принципе неосуществимо, а при избыточном может возникнуть эффект переобучения нейронной сети.

Управление вертолетом на базе нейросети

В данном докладе поставлена задача управления и стабилизации вертикальной координаты летающей модели вертолета Silverlit Picozzz. Модель, показанная на рис. 1, имеет упрощенную вертолетную схему типа «Сикорский». При этом в конструкции несущего винта отсутствует автомат перекоса и система изменения шага винта. В связи с этим полноценно модель может быть управляема только в вертикальной плоскости, перемещение в горизонтальной плоскости является сложно контролируемым.



Рис. 1. Управляемая модель вертолета

Для облегчения задачи распознавания объекта, в лабораторных условиях, вертолет покрашен в черный цвет, и видеосъемка объекта проводилась на контрастном белом фоне. Определение положения объекта осуществляется посредством видеокамеры. В качестве СТЗ используется камера Genius GF112, работающая в непрерывном режиме видеосъемки.

Видеопоток с камеры записывается в формате JPG_24, посредством программного модуля реализованного в среде MatLab.

После получения изображения цветные фреймы преобразуются в изображение в оттенках серого, для устранения помех и упрощения процедуры распознавания объекта.

После этого изображение бинаризуется и инвертируется процедурами пакета MatLab:

```
level = graythresh(I);  
bw = im2bw(I,level);  
wb = ~ bw;
```

Далее с помощью функции MatLab `imclearborder` отсекаются шумы изображения во избежание получения неправильных координат. В конечном итоге на выходе получена матрица размерностью $[x, y]$, состоящая из «0» и «1». После обработки этой матрицы, и учитывая наличие помех и шумов, получаются относительные координаты объекта в пространстве.

На рис. 2 и 3 показаны результаты работы системы технического зрения на основе видеокамеры.



Рис. 2. Изображение от камеры

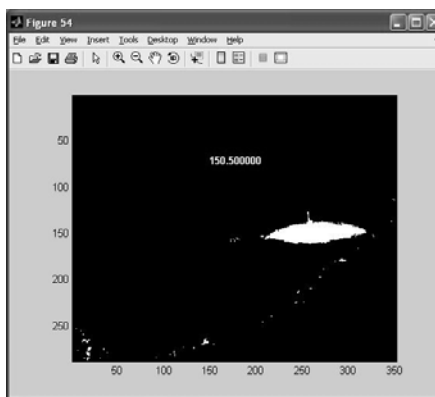


Рис. 3. Обработанное изображение

Вычисленная координата передается в качестве обратной связи нейросетевому адаптивному контроллеру описанному ранее и реализованному в среде MatLab.

Дальнейшее управление объектом осуществляется посредством инфракрасного порта, передающего управляющий сигнал в виде закодированной последовательности.

Структура системы управления вертолетом на базе нейросети и данных от видеокамеры показана на рис. 4.

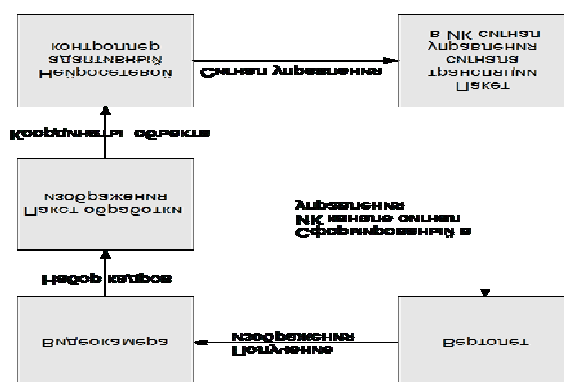


Рис. 4. Структура нейросетевой системы управления

В ходе опытов удалось установить, что, несмотря на то, что объект управления обладает неизвестной структурой и с течением времени изменяет свои характеристики (при довольно быстром разряде аккумуляторов скорость вращения основного винта уменьшается), нейросетевой адаптивный контроллер, осуществ-

ляет управление данным объектом, основываясь только на глобальной обратной связи, реализованной посредством системы внешнего наблюдения и опытом, накопленным самой нейронной сетью в нейросетевом адаптивном контроллере.

Результаты экспериментов показывают, что высота поддерживается на заданном уровне с ошибкой, обусловленной особенностями реализации управляющего сигнала, который может принимать только четыре уровня. Кроме того, частота обновления составляет 2 герца, что также создает дополнительную погрешность.

В работе предложен нейросетевой регулятор, позволяющий управлять объектами в условиях неопределенной структуры и параметров. Реализована система управления летающей модели вертолета Silverlit Picozzz. Проведенные эксперименты показали эффективность применения нейросетевого регулятора.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Галушкин А.И.* Основы нейроуправления. // Нейрокомпьютер, № 9-10. 2002. –С. 87 – 106.
2. *Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю.* Нейросетевые системы управления. –М.: Высшая школа. 2002. –С. 183.
3. *Пшихонов В.Х., Шанин Д.А., Медведев М.Ю.* Построение нейросетевых регуляторов для синтеза адаптивных систем управления // М., Информационно-измерительные и управляющие системы. 2008. № 3.
4. *Омату С., Халид М., Юсоф Р.* Нейроуправление и его приложения. – М.: ИПРЖР, 2000. Серия Нейрокомпьютеры и их применение. Книга 2.

УДК 681.323

О.Н.Пьявченко

ОСОБЕННОСТИ ПОСТРОЕНИЯ ПЕРСПЕКТИВНЫХ МНОГОФУНКЦИОНАЛЬНЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ДАТЧИКОВ ДАВЛЕНИЯ

Объединение сенсоров с микропроцессорами привело к появлению интеллектуальных датчиков давления (ИДД) [1], отличающихся от традиционных более высокой точностью и развитыми функциональными возможностями. Интеграция в сетевые коммуникации превращает ИДД в дистанционно управляемые интеллектуальные сетевые узлы, качественно улучшая эксплуатационные характеристики систем мониторинга, диагностики и управления.

В перспективных ИДД с развитыми функциональными возможностями в темпе реального времени на интервале дискретизации T решаются:

- 1) задачи аналоговой обработки сигналов;
- 2) задачи первичной цифровой обработки сигнала;
- 3) задачи вторичной обработки, среди которых основными являются прецизионные вычисления значений давления в заданных физических величинах, дополняющиеся при необходимости расчетами динамических характеристик значения давления, оценками его текущего и прогнозируемого состояний и принятия решений по результатам оценок;
- 4) задачи организации сетевого обмена.

Возможно построение различных моделей ИДД, отличающихся как физическими принципами построения чувствительных элементов (ЧЭ) и схемами прецизионной аналоговой обработки сигналов ЧЭ, так и наборами решаемых задач, особенностями реализованных на микропроцессорах методов и алгоритмов прецизионной обработки оцифрованных аналоговых сигналов, типами сетевых интерфейсов и протоколов, архитектурными и системотехническими решениями.