

4. Характеристики видимого света //URL:<https://baike.baidu.com/item/%E5%85%89%E9%80%9A%E9%87%8F/1422628?fr=aladdin> (дата обращения 23.03.2023).

Чжан Юйчэнь (Китай)

Томский политехнический университет, г. Томск

Научный руководитель: Мамонова Татьяна Егоровна,
канд. техн. наук, доцент

НЕЙРОСЕТЕВОЕ УПРАВЛЕНИЕ КВАДРОКОПТЕРОМ

Введение

Чтобы система квадрокоптера могла быстро корректировать свое состояние, чтобы адаптироваться к изменениям окружающей среды, когда она нарушена, для квадрокоптера используются методы нейронной сети RBF и ПИД-управления, полагаясь на функции самообучения нейронной сети и нелинейного отображения. реализовать параметры динамического управления системой. Система ПИД-управления нейронной сети RBF и простая система ПИД-управления моделируются отдельно. Экспериментальные результаты показывают, что ПИД-регулятор нейронной сети RBF имеет более короткое время настройки и лучший контрольный эффект, чем традиционный ПИД-регулятор, что повышает адаптивность системы.

Цель исследования

Система управления полетом квадрокоптера является типичной многопараметрической, нелинейной, с сильной связью и чувствительной к помехам [1]. Связь между каждым каналом системы управления квадрокоптером и его собственной неопределенностью являются трудностями и горячими точками в современной теории проектирования систем управления [1]. Хотя традиционный ПИД-регулятор может установить ПИД-параметры оптимальной системы при определенных условиях, фактическая система не является статической. В определенной ситуации ПИД-параметры, установленные в другой ситуации или, когда система нарушена, уже не подходит для новой системы, поэтому параметры должны меняться при изменении системы. Нейронная сеть RBF обладает выдающимися характеристиками, такими как сильная способность нелинейного отображения и быстрая скорость сходимости. ПИД-управление нейронной сети RBF, сформированное путем объединения нейронной сети RBF с классическим

ПИД-регулятором, было применено к ПИД-регулированию с самонастройкой, поэтому система выбирает использовать RBF. Метод нейросетевой настройки параметров PID для адаптации к изменению состояния системы. Поскольку значение матрицы Якоби напрямую влияет на изменение параметров ПИД-регулятора, RBF фактически изменяет значения K_p , K_i и K_d , определяя матрицу Якоби, тем самым настраивая параметры ПИД-регулятора, а затем регулируя состояние всей системы.

Анализ системного алгоритма на основе нейронной сети RBF

Квадроторная система описывается с использованием следующей модели:

$$y(k) = f(y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n_y); u(k-d), \dots, u(k-n_u))$$

где $y(\cdot)$ – выход системы, $u(\cdot)$ – вход системы, а связь между выходом и входом системы представлена $f(\cdot)$.

Нейронная сеть RBF использует приведенную выше модель для моделирования нелинейной системы:

$$y_m(k) = f_m(y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n_y); u(k-d), \dots, u(k-n_u))$$

Выход нейронной сети равен $y_m(k)$, а функция активации скрытого слоя выбрана как функция Гаусса, а именно:

$$h_j(x) = h(\|x - c_j\|) = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2b_j^2}\right), j = 1, 2, \dots, m$$

Частная производная функции активации выражается как:

$$\frac{\partial h_j(x)}{\partial b_j} = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{b_j^2}\right) \frac{\|x - c_j\|^2}{b_j^3} = h_j(x) \frac{\|x - c_j\|^2}{b_j^3}$$

$$\frac{\partial h_j(x)}{\partial c_{ji}} = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{b_j^2}\right) \frac{(x - c_{ji})}{b_j^2} = h_j(x) \frac{(x - c_{ji})}{b_j^2}$$

где c_j – значение центрального узла j -й базисной функции, а b_j – базовая ширина узла.

Процесс обучения нейронной сети RBF выглядит следующим образом:

1. Сигнал распространяется вперед. Вычислить выход RBF для каждого узла:

$$h_j(x(k)) = h(\|x(k) - c_j(k-1)\|) = \exp\left(-\frac{\|x(k) - c_j(k-1)\|^2}{2b_j^2(k-1)}\right)$$

Выход сети RBF:

$$y_m(k) = \sum_{j=1}^m w_j(k-1)h_j(x(k))$$

Ошибка обучения нейронной сети

$$e(k) = y(k) - y_m(k)$$

Тогда функция стоимости нейронной сети RBF имеет вид

$$J(k) = \frac{1}{2} [y(k) - y_m(k)]^2$$

Таким образом, процесс оптимизации заключается в минимизации функции стоимости.

2. Обратное распространение ошибки. Функция стоимости оптимизируется методом градиентного спуска, а $J(k)$ представляет собой мгновенное значение энергии ошибки. Этот процесс настройки синаптических весов нейронов будет продолжаться до тех пор, пока система не достигнет стабильного состояния. В это время процесс обучения останавливается.

Веса нейронной сети:

$$w_j(k) = w_j(k-1) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial w_j(k-1)} + \alpha(w_j(k-1) - w_j(k-2))$$

где η – размер шага обучения, а α – импульсный фактор.

Базовая ширина узла следующая:

$$b_j(k) = b_j(k-1) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial b_j(k-1)} + \alpha(b_j(k-1) - b_j(k-2))$$

Центральные узлы следующие:

$$c_{ji}(k) = c_{ji}(k-1) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial c_{ji}(k-1)} + \alpha(c_{ji}(k-1) - c_{ji}(k-2))$$

3. Обновление параметров ПИД-регулятора. Ошибка управления:

$$ec(k) = y(k) - y(k)$$

Показатели эффективности:

$$Jc(k) = \frac{1}{2} ec^2(k)$$

Вход ПИД-регулятора:

$$xc(1) = ec(k) - ec(k-1); \quad xc(2) = ec(k);$$

$$xc(3) = ec(k) - 2ec(k-1) + ec(k-2)$$

Инкрементальный ПИД-регулятор выглядит следующим образом:

$$u(k) = u(k-1) - \Delta u(k)$$

$$\Delta u(k) = K_p(k-1)xc(1) + K_i(k-1)xc(2) + K_d(k-1)xc(3)$$

K_p, K_i, K_d с использованием метода градиентного спуска:

$$\Delta K_p(k) = \eta e c \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} x c(1); \quad \Delta K_i(k) = \eta e c \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} x c(2);$$

$$\Delta K_d(k) = \eta e c \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} x c(3)$$

$$K_p(k) = \Delta K_p(k) + K_p(k) + \alpha_p (\Delta K_p(k) - K_p(k - 2))$$

$$K_i(k) = \Delta K_i(k) + K_i(k) + \alpha_i (\Delta K_i(k) - K_i(k - 2))$$

$$K_d(k) = \Delta K_d(k) + K_d(k) + \alpha_d (\Delta K_d(k) - K_d(k - 2))$$

Моделирование ПИД-регулятора нейронной сети RBF

В среде MATLAB эксперимент по моделированию проводится на канале шага квадрокоптера. Заданный входной сигнал $yd(k) = 0.50 * \sin(2 * \pi * k * ts)$, который используется для проверки способности идентификации нейронной сети RBF. Результат показан на рисунке 1- 2. Видно, что нейронная сеть RBF может хорошо аппроксимировать фактический результат работы управляемого объекта. Поскольку сеть идентификации находится в процессе непрерывной оптимизации в начале, ошибка относительно велика. Однако выходная кривая нейронной сети RBF примерно соответствует идеальной выходной кривой, что доказывает, что нейронная сеть RBF обладает хорошей способностью идентифицировать нелинейные объекты.

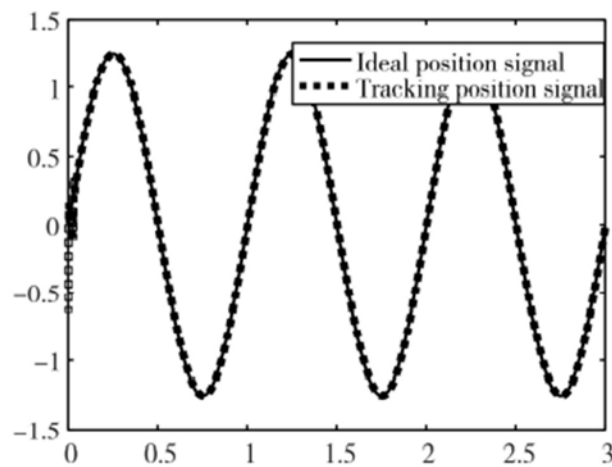


Рис. 1. Сигнал идеального положения и сигнал положения отслеживания

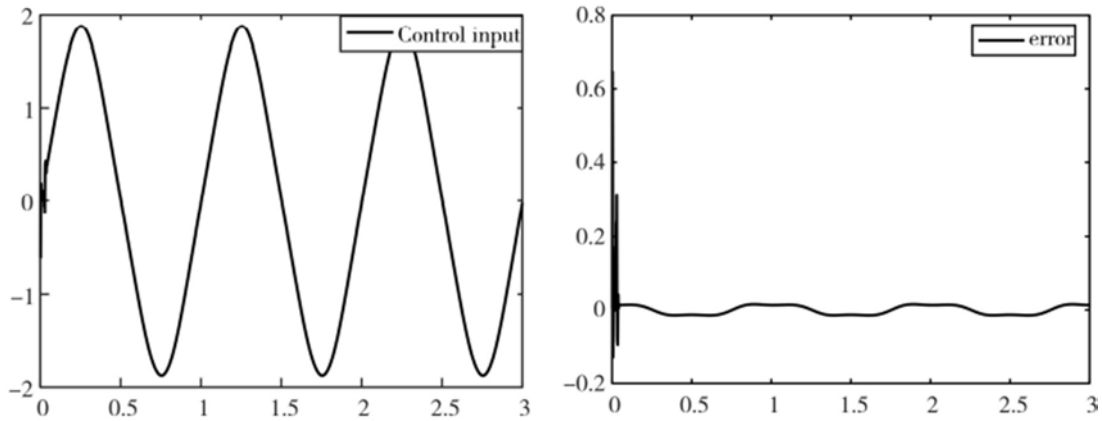


Рис. 2. Контрольный ввод и ошибка отслеживания

Нейронная сеть RBF использует структуру 3-6-1, скорость обучения составляет 0.1, коэффициент фактора импульса составляет 0,05, начальное значение параметров PID составляет $K_p = 0,03$, $K_i = 0,28$, $K_d = 0,03$, а скорость обучения PID составляет 0,20. Когда заданный входной сигнал равен $r(t) = 1.0 * \text{sign}(\sin(2 * \pi * t * ts))$, как показано на Рисунке 3.

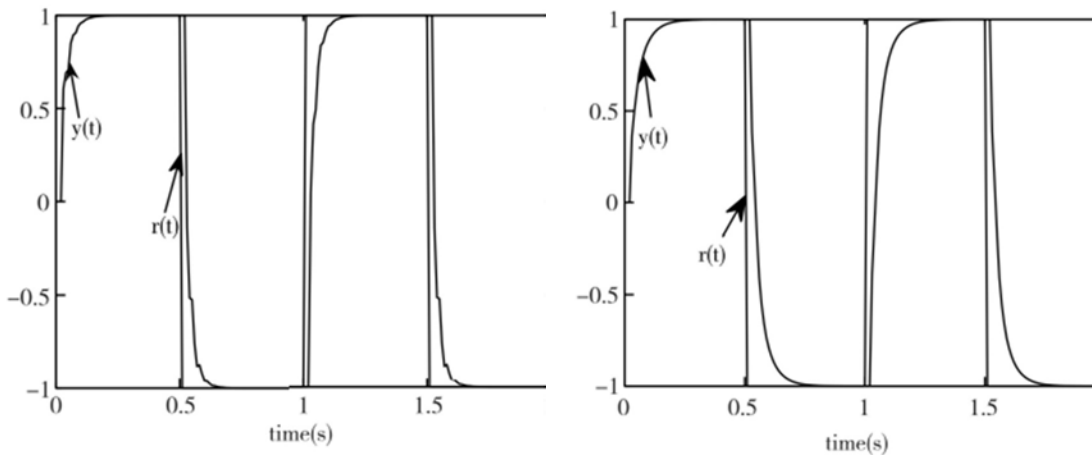


Рис. 3. Слева – системный выход под RBF&PID-регулятором, справа – выход системы под управлением ПИД-регулятора

Когда система находится около времени 0 и каждое изменение входа, результаты идентификации сильно колеблются. Этот этап является процессом самообучения системы, чтобы найти значение параметра PID. Сравнивая RBF&ПИД-регулятор с ПИД-регулятором, можно увидеть, что ошибка отслеживания RBF&ПИД-регулятора меньше, чем у ПИД-регулятора во время управления ориентацией, время регулировки короче, и целевое состояние может быть восстановлено быстрее. Когда входные данные системы изменяются, ПИД-управление нейронной сети может самообучаться, чтобы находить со-

ответствующие параметры ПИД и быстро восстанавливаться до заданных требований траектории после возникновения помех во время полета квадрокоптера.

Выводы

В этой статье в качестве объекта используется система управления ориентацией квадрокоптера и используется метод управления, сочетающий нейронную сеть RBF и традиционное ПИД-управление для динамического управления системой, что эффективно повышает скорость и надежность и дает хорошие результаты управления.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. BOLANDI H, REZAEI M, MOHSENIPOUR R, et al. Attitude control of a quadrotor with optimized PID controller [J] . Computer Science & Communications, 2013, 4 (3) : 342-349.
2. ZEGHLACHE S, SAIGAA D, KARA K, et al. Backstepping sliding mode controller improved with fuzzy logic: Application to the quadrotor helicopter [J] . Archives of Control Sciences, 2012 , 22 (3) : 315-342.

Чжао Гэнчнь (Китай)

Томский политехнический университет, г.Томск

Научный руководитель: Воронин Александр Васильевич,
канд. техн. наук., доцент

БАЛАНСИРУЮЩИЙ АВТОМОБИЛЬ НА БАЗЕ АЛГОРИТМА УПРАВЛЕНИЯ PID

Ведение

С увеличением потребностей людей в интеллектуализации и автоматизации, балансирующий автомобиль стал одним из самых обсуждаемых исследовательских вопросов. Как машина с функцией самобалансировки, балансирующий автомобиль имеет широкие перспективы применения, например, в области домашнего развлечения, образования, бизнеса и т.д. В процессе исследования балансирующего автомобиля, контрольный алгоритм является критической частью, а алгоритм управления PID, как классический контрольный алгоритм, широко применяется в области автоматического управления и также широко используется в управлении балансирующим автомобилем.