

УДК 629.7

## УСИЛЕНИЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ БЕСПИЛОТНЫМ ЛЕТАТЕЛЬНЫМ АППАРАТОМ ЗА СЧЕТ ИНТЕГРАЦИИ В PID- СТРУКТУРУ КОМБИНИРОВАННОГО АДАПТИВНОГО МЕТОДА, СОЧЕТАЮЩЕГО НЕЧЕТКУЮ ЛОГИКУ, ИТЕРАТИВНОЕ ОБУЧЕНИЕ И НЕЙРОННЫЕ СЕТИ<sup>1</sup>

**Сюй Вэньжань,**Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет  
769059944@qq.com

### Аннотация

Беспилотные летательные аппараты (БПЛА) работают в динамичных и непредсказуемых условиях, и традиционным пропорционально-интегрально-дифференциальным (PID) контроллерам зачастую сложно справиться с этими вызовами из-за их фиксированных параметров. В данной статье предлагается инновационный метод управления БПЛА, который заключается в интеграции нечеткой логики, итеративного обучения и нейронных сетей в традиционную PID-структуру. Цель этой интеграции заключается в создании превосходной адаптивной системы управления, использующей нечеткую логику для устойчивого управления неопределенностью, итеративное обучение для улучшения производительности и нейронные сети для прогнозирования. Мы обсуждаем теоретические основы интеграции каждого компонента, предполагаемое взаимодействие между ними, а также потенциальные улучшения в стабильности, точности и адаптивности БПЛА. Результаты моделирования показывают, что интегрированная система значительно превосходит традиционные стратегии управления, особенно в условиях внешних возмущений и неточностей модели.

**Ключевые слова:** система управления беспилотником, нечеткая логика, итеративное обучение, нейронные сети, интеграция PID, адаптивное управление, автономные беспилотники.

## STRENGTHENING THE CONTROL SYSTEM OF AN UNMANNED AERIAL VEHICLE BY INTEGRATING A COMBINED ADAPTIVE METHOD

<sup>1</sup> Научный руководитель: кандидат техн. наук, доцент, Стоцкая Анастасия Дмитриевна. Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет.

Supervisor: candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Stotskaya Anastasia Dmitrievna, Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI"

---

## COMBINING FUZZY LOGIC, ITERATIVE LEARNING AND NEURAL NETWORKS INTO A PID STRUCTURE

**Xu Wenzhan,**

Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI"  
769059944@qq.com

---

### ABSTRACT

---

Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) operate in dynamic and unpredictable environments, presenting challenges that traditional Proportional-Integral-Derivative (PID) controllers often struggle to meet due to their fixed parameter settings. This article proposes an innovative approach to UAV control by integrating fuzzy logic, iterative learning, and neural networks into the traditional PID framework. This integration aims to leverage the robust handling of uncertainties by fuzzy logic, the performance refinement capabilities of iterative learning, and the predictive power of neural networks to create a superior adaptive control system. We discuss the theoretical basis for each component's integration, the expected synergies among them, and the potential improvements in UAV stability, accuracy, and adaptability. Simulation results demonstrate the effectiveness of the integrated system compared to conventional control strategies, particularly in handling external disturbances and model inaccuracies.

---

**Keywords:** UAV control systems, fuzzy logic, iterative learning, neural networks, PID integration, adaptive control, autonomous drones.

---

#### Введение:

В быстро развивающейся области беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) разработка адаптивных систем управления, способных к динамическим корректировкам в реальном времени, имеет решающее значение для повышения эффективности и безопасности операций. Традиционные системы управления часто сталкиваются с проблемами при неожиданных изменениях условий окружающей среды и динамики БПЛА. Создана симуляционная система, моделирующая различные условия среды и задачи, чтобы оценить производительность интегрированной системы. Эта интегрированная методика сравнивается с традиционными PID-системами и другими передовыми методами управления в различных ситуациях. Система тестируется на практике в реальных применениях беспилотников, таких как аэрофотосъемка, службы доставки и мониторинг, для оценки её реальных возможностей и ограничений. Ожидается, что она повысит способность беспилотников адаптироваться к внезапным изменениям окружающей среды, например, к порывам ветра. Итеративное совершенствование будет способствовать повышению точности траектории полета и маневров. Сокращение необходимости ручных настроек системы управления сделает эксплуатацию беспилотных аппаратов более автономной. Коммерческое использование беспилотников сможет повысить эффективность и безопасность операций.

#### Нечёткая логика

Нечеткая логика эффективно обрабатывает неопределенности и неточности, позволяя системе управления принимать более "человекообразные" решения в сложных

условиях полета. Традиционный PID-контроль широко применяется в процессном и движущем управлении благодаря своей простой алгоритмической структуре и высокой надежности. Однако в реальных производственных условиях из-за сложности настройки параметров PID традиционными методами часто возникают проблемы с настройкой параметров, что приводит к ухудшению производительности и плохой адаптивности к изменяющимся условиям работы. Применение метода нечеткого вывода для онлайн-самонастройки параметров PID ( $K_p$ ,  $K_i$  и  $K_d$ ) позволяет не только сохранить такие преимущества традиционной системы PID-контроля, как простота и удобство использования, но и обеспечивает большую гибкость и устойчивость. Нечеткий PID-контроль в настоящее время является одним из наиболее передовых методов управления, который может применяться в сложных нелинейных системах управления с сильной взаимосвязью и изменяющимися параметрами. Использование MATLAB для компьютерного моделирования системы управления с нечеткой самонастройкой параметров PID позволяет быстро и удобно реализовать точное моделирование различных правил и параметров, повышая эффективность проектирования системы управления с нечеткой самонастройкой параметров PID. Системная структура нечеткого PID-контроллера с самонастройкой параметров состоит из двух основных частей: PID с настраиваемыми параметрами и нечеткой системы управления [1], структура которой представлена на рисунке ниже.

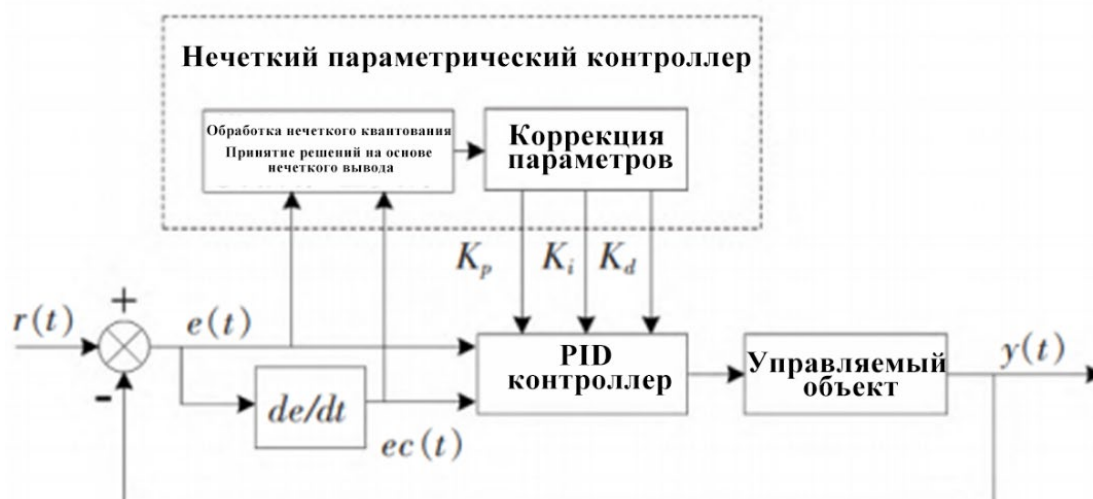


Рис. 1 Структурный состав системы PID-регулятора

PID-контроллер осуществляет управление системой, в то время как система нечеткого вывода использует ошибку  $e$  и скорость изменения ошибки  $ec$  в качестве входных данных. Применяя метод нечеткого вывода, выполняется онлайн-настройка параметров PID ( $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$ ) для удовлетворения различных требований к параметрам контроллера при различных значениях ошибки  $e$  и скорости изменения ошибки  $ec$ , что обеспечивает управляемому объекту хорошие динамические и статические характеристики.

Уравнение управления PID-контроллера имеет вид:  $U(k) = K_p E(k) + K_i \sum E(k) + K_d EC(k)$  (1), где:  $\sum E(k) = E(k) + E(k-1)$  и  $EC(k) = E(k) - E(k-1)$  ( $k = 0, 1, 2$ ); они представляют собой соответственно отклонение входного сигнала и изменение этого отклонения.  $K_p$ ,  $K_i$  и  $K_d$  - это параметры, характеризующие пропорциональное, интегральное и дифференциальное действия соответственно.

Пропорциональный коэффициент  $K_p$  увеличивает скорость отклика системы и повышает точность регулирования. Чем больше значение  $K_p$ , тем быстрее отклик и выше точность, однако слишком большое значение  $K_p$  может привести к перерегулированию и даже к неустойчивости системы. Интегральный коэффициент  $K_i$  служит для устранения статической ошибки системы. Чем больше значение  $K_i$ , тем быстрее устраняется

статическая ошибка, но при слишком большом значении может возникнуть интегральное насыщение, что приведет к значительному перерегулированию. Дифференциальный коэффициент  $K_d$  влияет на динамические характеристики системы. Чем больше значение  $K_d$ , тем эффективнее подавляется изменение ошибки, но слишком большое значение может удлинить время регулирования и снизить способность системы к подавлению возмущений.

На основе влияния параметров  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$  на выходные характеристики системы можно сформулировать принципы самонастройки этих параметров в процессе управления системой при различных отклонениях и скоростях изменения отклонений [2].

В соответствии с требованиями к проектированию, нечеткий контроллер для настройки параметров PID использует структуру с двумя входами и тремя выходами. В этом контроллере ошибка и скорость изменения ошибки используются в качестве входных данных, а корректировки трёх параметров PID-контроллера –  $\Delta K_p$ ,  $\Delta K_i$ ,  $\Delta K_d$  – в качестве выходных данных.

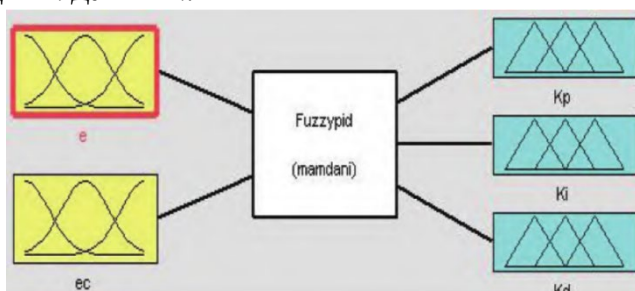


Рис. 2 Форма нечеткого регулятора

В редакторе функций принадлежности инструментария нечеткой логики выбраны функции принадлежности для входных переменных  $e$  и  $ec$  в виде гауссовых функций (gaussmf), а функции принадлежности для выходных переменных  $\Delta K_p$ ,  $\Delta K_i$ ,  $\Delta K_d$  – в виде треугольных функций (trimf).

Входные переменные  $e$ ,  $ec$  и выходные  $\Delta K_p$ ,  $\Delta K_i$ ,  $\Delta K_d$  имеют следующие нечеткие подмножества: {NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB}, где элементы подмножеств обозначают сильно отрицательное, средне отрицательное, слабо отрицательное, ноль, слабо положительное, средне положительное и сильно положительное значения соответственно. Их универсум дискурса составляет  $[-6, 6]$ , а уровни квантования –  $\{-6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ .

В качестве объекта управления рассматривается крен беспилотника. На основе уравнений малых возмущений была произведена упрощенная обработка модели управления креном. Модель имитации представляет собой систему второго порядка с периодом дискретизации  $T=10$  мс. В среде MATLAB Simulink разработана имитационная модель системы, в которой нечеткий контроллер и PID-контроллер объединены, образуя нечеткий PID-контроллер. Модель для имитации и PID-контроллер представлены на схеме.

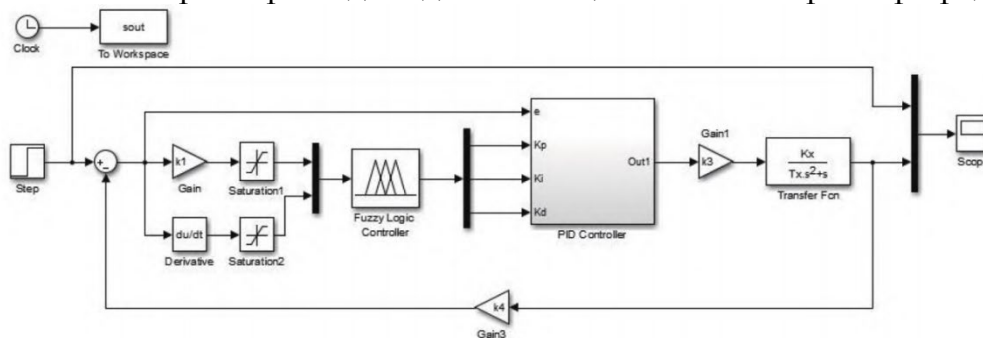


Рис. 3 Модель имитации системы управления с самонастройкой нечеткого PID-контроллера

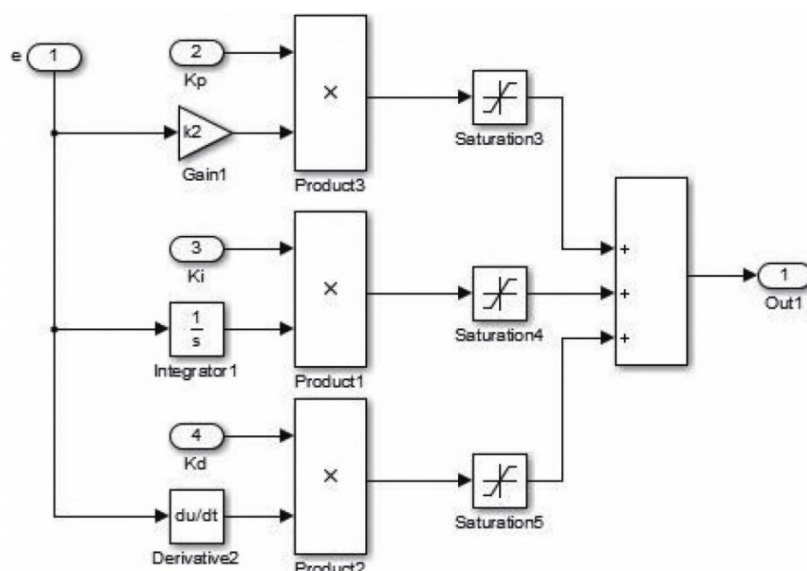


Рис. 4 Модель имитации PID-контроллера

В имитационной модели установлены коэффициенты нечеткости:  $k_e = k_{ec} = 0.01$ , и коэффициенты дефазификации:  $K_1 = 0.4$ ,  $K_2 = 0.02$ ,  $K_3 = 0.01$ . Начальные значения PID установлены как  $K_{p0} = 5.8$ ,  $K_{i0} = 0.8$ ,  $K_{d0} = 2.3$ . На вход подается ступенчатый сигнал управления углом крена беспилотника (угол крена изменяется от  $0^\circ$  до  $45^\circ$ ). На выходе строится реальная кривая отклика угла крена беспилотника. Выполняется имитационное сравнение результатов традиционного PID-контроля и нечеткого PID-контроля, результаты имитации приведены на рисунке. Результаты показывают, что управление углом крена беспилотника с использованием нечеткого PID-алгоритма по сравнению с традиционным PID-контролем обладает более высокой точностью, меньшим перерегулированием, сокращенным временем настройки и лучшим общим эффектом управления.

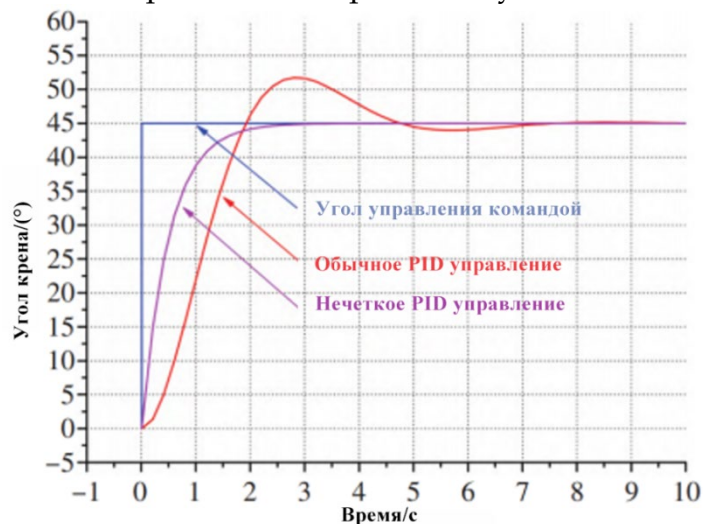


Рис. 5 Сравнение результатов имитации нечеткого PID-контроля и традиционного PID-контроля

Используя угол крена беспилотника в качестве объекта управления и применяя ошибку и скорость изменения ошибки в качестве входных данных, была реализована автоматическая онлайн-настройка параметров PID с использованием метода нечеткого вывода. В среде MATLAB/Simulink был выполнен проект, моделирование и имитация работы нечеткого PID-контроллера. Результаты моделирования показали, что комбинированная система управления с самонастраивающимся нечетким PID-контроллером объединяет простоту PID-контроля с робастностью нечеткого управления, улучшая динамические и статические характеристики системы и обеспечивая более высокую эффективность управления по сравнению с традиционным PID-контроллером.

## Итеративное обучение

Постоянное совершенствование параметров управления на основе предыдущих полетных данных особенно полезно для задач, связанных с повторяющимися движениями или траекториями.

Используя закон управления на основе итеративного обучения с алгоритмом градиентного спуска, была предложена параллельная структура управления, в которой выход итеративного обучающего контроллера накладывается на выход PID-контроллера обратной связи и подается на исполнительный механизм [3]. Основываясь на PID-контроле обратной связи, обеспечивается робастность и быстрая реакция системы управления, а итеративное обучение используется в качестве алгоритма оптимизации для улучшения точности отслеживания траектории при выполнении системы циклических маршрутов и снижения системной ошибки. В разделе с результатами моделирования и выводами была проведена сравнительная оценка эффективности традиционного PID-контроля и итеративного обучения, что подтвердило способность итеративного обучения значительно повысить точность отслеживания траектории циклических маршрутов.

Хуан Линфэн, Ли Ифань и другие исследователи изучили эту идею, в рамках которой в качестве объекта управления был выбран 700-килограммовый беспилотник с фиксированным крылом [4]. Для его продольного и поперечного движения была выполнена декомпозиция, а затем построена линеаризованная модель. В последующих моделированиях использовалась линеаризованная продольная модель в непрерывном пространстве состояний.

$$\dot{x} = Ax + Bu$$

$$y = Cx + Du$$

среди них

$$A = \begin{bmatrix} -0.1136 & 7.1212 & 0 & -9.81 & 0 \\ -0.0801 & -5.9854 & 1 & 0 & 0 \\ 0.0705 & -42.8954 & -5.0152 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -22 & 0 & 22 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -0.0081 \\ -0.0145 \\ -2.4541 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

C является единичной матрицей, D – нулевой матрицей.

Вход  $u = [\delta e]$ , выход  $x = [dV, d\alpha, dq, d\theta, dH]$ , где  $\delta e$  – управляющий сигнал руля высоты,  $d\alpha$  – приращение угла атаки,  $dV$  – приращение скорости,  $dq$  – приращение угловой скорости тангажа,  $d\theta$  – приращение угла тангажа,  $dH$  – приращение высоты.

Управляемая система является системой с одним входом и множеством выходов, где вход представляет собой угол отклонения руля высоты. В моделировании к выходу модели скорости добавлена фиксированная скорость горизонтального полета 40 м/с, и воздействие входного сигнала управления дросселем не учитывается.

Цель итеративного обучения заключается в уменьшении ошибки отслеживания на протяжении итераций и обеспечении монотонного снижения ошибки в процессе итерации. Если рассматривать управляющий сигнал как точку в пространстве Гильберта, то соотношение между входом и выходом системы БПЛА можно описать как:

$$y = Gu + d,$$

где  $u$  – вход,  $y$  – выход, и оба принадлежат своим вещественным гильбертовым пространствам;  $G$  – оператор системы,  $d$  – отклик системы при начальных условиях. Целью управления является поддержание заданной высоты для беспилотника с фиксированным крылом, а ошибка отслеживания определяется как:

$$e = y_d - y,$$

где  $e$  – ошибка отслеживания,  $yd$  – заданный сигнал; начальный вход на первой итерации равен  $u_0$ , что приводит к первоначальной ошибке  $e_0$ . Конечная цель итерации заключается в следующем:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} e_k = \lim_{k \rightarrow \infty} (y_d - y_k) = 0$$

Здесь  $k$  – это количество итераций. Обновление управляющего сигнала  $u_{k+1}$  осуществляется на основе ошибки предыдущего шага  $e_k$ , ошибки текущего шага  $e_{k+1}$  и управляющего сигнала предыдущего шага  $u_k$ :

$$u_{k+1} = u_k + K_0 e_k + K_1 e_{k+1},$$

где  $K_0 e_k$  использует ошибку предыдущего шага и описывает итеративную коррекцию прямой связи, а  $K_1 e_{k+1}$  использует ошибку текущего шага и описывает итеративную коррекцию обратной связи. Итерация завершается, когда  $u_{k+1} = u_k$ . Обновление управляющего сигнала  $K_0 e_k + K_1 e_{k+1}$  вводится в систему беспилотника, и на основе уравнения  $G u = y - d = r - e - d$  можно получить обновление ошибки:

$$e_{k+1} = -G(u_k + K_0 e_k + K_1 e_{k+1}) + r - d = e_k - G K_0 e_k - G K_1 e_{k+1}.$$

Если предположить обратимость, то обновление ошибки можно упростить:

$$e_{k+1} = (I + G K_1)^{-1} (I - G K_0) e_k = L e_k.$$

Обновление управляющего сигнала можно переписать как:

$$u_{k+1} = u_k + (K_0 + K_1 L) e_k.$$

$L$  является линейно ограниченным оператором обучения итеративного управления, а ошибка на  $k$ -ой итерации удовлетворяет уравнению  $e_k = L^k e_0$ . Так как норма имеет неотрицательное значение, для обеспечения монотонной сходимости ошибки необходимо выполнение хотя бы одного достаточного условия:

$$0 < \|L\| < 1,$$

что гарантирует монотонную сходимость ошибки итераций. Если  $L$  является матрицей, то необходимо, чтобы все её собственные значения были меньше 1, что обеспечит сходимость  $L^k$  к нулю.

Путем создания итеративного контроллера на основе метода градиентного спуска была оптимизирована система управления продольной высотой беспилотника. Хотя традиционные системы PID-контроля широко применяются в различных сценариях управления, они часто требуют сложной настройки параметров в сложных или изменяющихся условиях. Итеративное обучение (ILC) значительно улучшает точность и скорость отклика управления за счет обучения и оптимизации параметров управления на каждом цикле полета. В симуляционных тестах по выполнению циклического маршрута беспилотником после использования ILC время подъема в управлении высотой уменьшилось на 63,8% по сравнению с традиционным PID-контролем, перерегулирование сократилось на 75,5%, а ошибка отслеживания маршрута снизилась на 58%. Эти результаты подтверждают эффективность и преимущество итеративного обучения в циклических маршрутах, особенно в отношении устранения необходимости в сложной ручной настройке параметров. Еще одним преимуществом ILC является его низкое требование к точности моделирования – достаточно, чтобы норма оператора обучения была меньше 1, что обеспечивает сходимость ошибки по итерациям, что делает его легко применимым даже в системах управления полетом с ограниченными вычислительными возможностями. Кроме того, процесс итеративного обучения может проводиться в режиме оффлайн после завершения полетного цикла, что не увеличивает нагрузку на вычислительные ресурсы системы управления полетом в режиме реального времени. В будущем планируется учитывать воздействие нерепетируемых возмущений и применять методы фильтрации для предотвращения их влияния на сходимость ILC, а также исследовать его потенциал для применения в реальных системах управления полетом беспилотников, предоставляя

теоретическую и практическую основу для оптимизации тестов полета и контроля положения на маршруте.

### Нейронная сеть

Улучшение предсказательных возможностей системы управления за счет обучения модели, предсказания и компенсации возмущений и нелинейной динамики [5].

В последние годы развитие компьютерных технологий и технологий датчиков способствовало быстрому прогрессу в управлении беспилотниками. Однако настройка параметров алгоритма PID-контроля для беспилотников является сложной задачей: одна и та же группа параметров может сильно изменяться в разных условиях, и в реальных приложениях сложно достичь ожидаемого эффекта от настроенной системы управления. Поэтому можно использовать динамическую систему управления, способную адаптироваться к различным условиям, реализуя интеллектуальную настройку PID-контроля.

Нечеткая нейронная сеть использует оптимизационные алгоритмы для настройки весов и функций принадлежности нечеткой системы, сохраняя характеристики исходной нечеткой логики и вводя нейронную сеть для обучения параметров, удовлетворяющих соотношению между входом и выходом. На рисунке показана схема нечеткой нейронной сети.

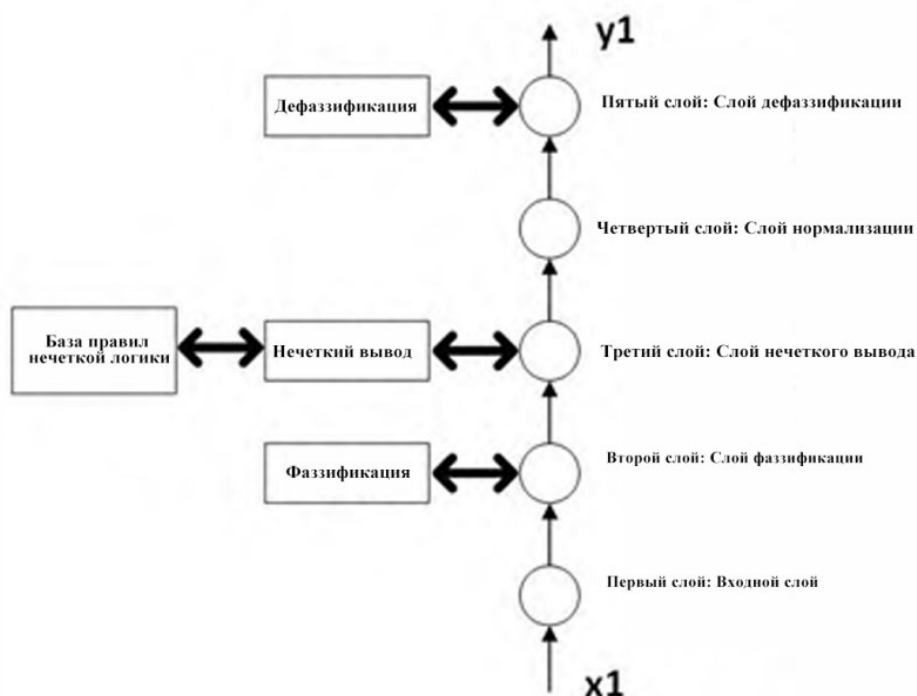


Рис. 6 Принцип работы нечеткой нейронной сети

Метод, сочетающий преимущества нечеткой логики и нейронных сетей, используется для оптимизации PID-управления беспилотником. Нечеткая нейронная сеть вычисляет соответствующий выход PID для управления положением беспилотника. Этот подход позволяет устранить ошибки ручной настройки параметров PID, повышая точность и точность параметров.

(1) Входной слой: этот слой представляет собой линейную передаточную функцию. Входными данными являются идеальный угол в момент времени  $t$ , ошибка между фактическим углом в момент времени  $t$ ,  $e(t)$ , и скорость изменения ошибки  $e\_rate(t)$ , как показано в уравнении.

$$X = [x_1(t), x_2(t)] = [e(t), e\_rate(t)]$$

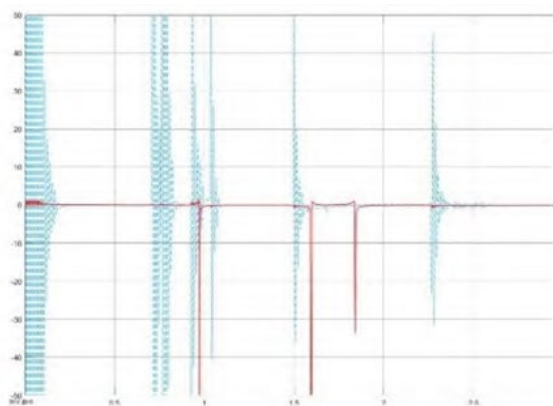


Рис. 7 Функция gaussmf

Слой нечеткости: Правильный выбор функции принадлежности в слое нечеткости обеспечивает более плавный выход PID. Мы оцениваем выбор функции принадлежности с двух точек зрения: RMSE и график выхода PID. В ходе обучения было обнаружено, что минимальные значения RMSE для различных функций принадлежности не сильно различаются, но графики выходных результатов PID имеют заметные различия, как показано на верхнем и нижнем рисунках. На графике красная сплошная линия представляет результаты настройки выбранной функции, а синяя пунктирная линия представляет исходные результаты настройки PID. Можно заметить, что выходные результаты, полученные с использованием управления на основе нечеткой нейронной сети, стабильны, но функция trimf демонстрирует меньшие колебания и большую плавность, что позволяет беспилотнику быстрее корректировать положение. Поэтому мы выбрали функцию trimf в качестве функции принадлежности, как показано в уравнении:

$$\mu_{ij}(t) = \text{trimf}(x_i, [a_{ij}(t), b_{ij}(t), c_{ij}(t)])$$

$$(i = 1, 2, j = 1, 2, \dots, n)$$

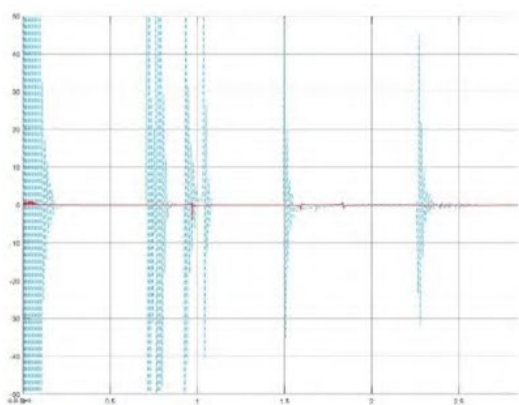


Рис. 8 Функция trimf

Где  $\mu_{ij}(t)$  — это выход  $j$ -й функции принадлежности для  $i$ -го входа в момент времени  $t$ ,  $a_{ij}(t)$  и  $c_{ij}(t)$  — это левые и правые вершины треугольника функции принадлежности для  $j$ -й функции принадлежности  $i$ -го входа в момент времени  $t$ , а  $b_{ij}(t)$  — это значение вершины треугольника функции принадлежности для  $j$ -й функции принадлежности  $i$ -го входа в момент времени  $t$ .

(3) Слой нечеткого вывода: Каждый выходной узел представляет одно нечеткое правило, вычисление выхода выполняется, как показано в уравнении.

$$\alpha_j(t) = \prod_{i=1}^m \mu_{ij}(t)$$

$$(i = 1, 2, j = 1, 2, \dots, m)$$

Где  $m$  – количество нейронов в этом слое,  $\alpha_i(t)$  – выход  $i$ -го узла в момент времени  $t$ .  
 (4) Слой нормализации: Выход рассчитывается, как показано в уравнении.

$$\bar{\alpha}_j(t) = \frac{\alpha_j(t)}{\sum_{j=1}^m \alpha_j(t)}$$

Слой дефаззификации: Полученные результаты усредняются с учетом весов, чтобы получить окончательный выход PID.

Схема управления системой PID представлена на следующем рисунке. Для каждого управляющего угла квадрокоптера используется независимая нечеткая нейронная сеть, которая, пройдя обучение, обеспечивает получение идеальных выходных результатов системы. Входными данными для нечеткой нейронной сети являются соответствующие отклонения углов и соответствующие скорости ошибок углов. Здесь  $\psi$ ,  $\theta$ ,  $\phi$  обозначают углы крена, тангажа и рыскания соответственно;  $e_\psi$ ,  $e_\theta$ ,  $e_\phi$  представляют собой отклонения углов рыскания, тангажа и крена;  $e\_rate_\psi$ ,  $e\_rate_\theta$ ,  $e\_rate_\phi$  обозначают скорости ошибок углов рыскания, тангажа и крена.

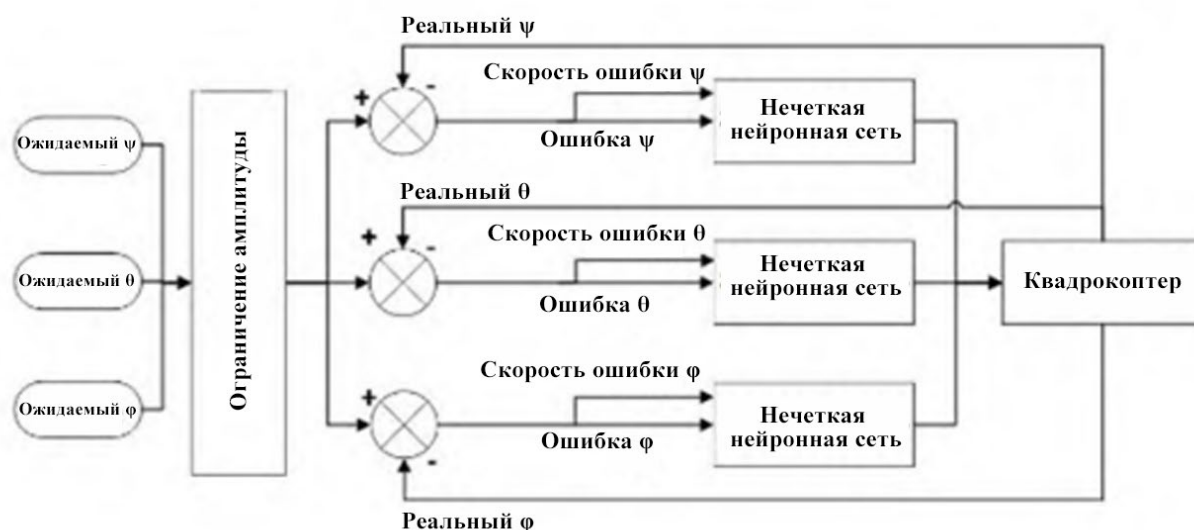


Рис. 9 Схема управления на основе нечеткой нейронной сети

Были проведены экспериментальные моделирования с использованием Matlab для оценки производительности традиционной системы PID и системы управления на основе нечеткой нейронной сети. Процент ошибки управления представлен в таблице ниже. Из данных таблицы видно, что традиционный PID-контроллер склонен к колебаниям, поэтому средняя ошибка относительно велика, тогда как средняя ошибка в системе управления на основе нечеткой нейронной сети значительно меньше по сравнению с результатами традиционного PID, что доказывает, что управление с использованием нечеткой нейронной сети является более стабильным и может повысить точность управления беспилотником.

Метод	Средняя ошибка между ожидаемым и фактическим значениями
Fuzzy	0.423814
PID	53.13859

Рис. 10 Сравнение средней ошибки между нечеткой нейронной сетью и традиционным PID-контроллером

Результаты моделирования показывают, что этот метод может значительно повысить точность и общую производительность PID-контроллера. Использование нечеткой логики также позволяет ускорить время отклика в контуре управления и сделать его работу более стабильной [6].

**Заключение:**

Ключевое новшество интегрированной адаптивной системы управления, разработанной для беспилотников, заключается в её способности постоянно учиться на прошлых результатах и соответствующим образом корректировать свою стратегию управления, оптимизируя работу беспилотника для выполнения будущих задач. Это достигается за счет сложного слияния технологий: нечеткая логика адаптируется к присущей авиационной среде неопределенности и нелинейности; итеративное обучение совершенствует параметры управления на основе предыдущих данных полетов, повышая точность каждого следующего выполнения; нейронные сети предсказывают и компенсируют потенциальные помехи, обеспечивая стабильную работу в любых условиях. Эти достижения могут радикально изменить способы развертывания беспилотников в различных сферах, включая мониторинг, службы доставки и реагирование на чрезвычайные ситуации — области, где требуется высокая адаптивность и точность.

**Список литературы:**

1. Су На, Чжан Хуашэн, Юй Чжучин. Исследование управления траекторией движения робота, ползающего по стенам, на основе адаптивного нечеткого PID [J]. Автоматические приборы, 2020, 41(9): 59-63.
2. Чэнь Боши. Автоматические системы управления [M]. Пекин: Издательство университета Цинхуа, 1996: 97-100.
3. Лю Гожун, Чжан Янмин. Управление отслеживанием траектории мобильного робота на основе нечеткого PID-P типа итеративного обучения [J]. Электроника, 2013, 41(8): 1536-1541.
4. Хуан Линфэн, Ли Ифань, Чжоу Кунь, Сяо Ци, Юнь Жун. Метод управления беспилотником на основе PID-итеративного обучения [J]. Китайская научная информация, 2024, выпуск 8.
5. Ду Цзяньфэн, Цуй Юн, Чжан Ханьсун, Янь Чжунхуй. Нейронные сети PID управление [J]. Журнал инженерных наук, 1998, 20(6): 571-575.
6. Фэн Цзинцин, Ли Ваньюй, Цзян Мэйсюэ, У Цзюньхуа. Анализ системы управления беспилотником на основе нечеткой нейронной сети и PID [J]. Электронные технологии, 2024, 53(02): 50-52.

**References:**

1. Su Na, Zhang Huasheng, Yu Zhuching. Research on trajectory control of wall-crawling robot based on adaptive fuzzy PID [J]. *Automatic Instruments*, 2020, 41(9): 59-63.
2. Chen Boshi. *Automatic control systems* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1996: 97-100.
3. Liu Guorong, Zhang Yangming. Trajectory tracking control of mobile robot based on fuzzy PID-P type iterative learning [J]. *Electronics*, 2013, 41(8): 1536-1541.
4. Huang Lingfeng, Li Yifan, Zhou Kun, Xiao Qi, Yun Rong. Control method of unmanned aerial vehicle based on PID-iterative learning [J]. *China Scientific Information*, 2024, issue 8.
5. Du Jianfeng, Cui Yong, Zhang Hansong, Yan Zhonghui. Neural Network PID Control [J]. *Journal of Engineering Science*, 1998, 20(6): 571-575.
6. Feng Jingjing, Li Wanyu, Jiang Meixue, Wu Junhua. Analysis of Unmanned Aerial Vehicle Control System Based on Fuzzy Neural Network and PID [J]. *Electronic Technology*, 2024, 53(02): 50-52.