

АДАПТИВНЫЙ НЕЙРОННЫЙ ВИРТУАЛЬНЫЙ ИЗМЕРИТЕЛЬ КОНЦЕНТРАЦИИ ОКИСЛОВ АЗОТА КАМЕРЫ СГОРАНИЯ НА БАЗЕ ПЕРСЕПТРОНА

Ю.Н. Хижняков

Пермский национальный исследовательский политехнический университет
614990, Пермский край, г. Пермь, Комсомольский проспект, 29
E-mail: H1941@yandex.ru

В.С. Никулин

Пермский национальный исследовательский политехнический университет
614990, Пермский край, г. Пермь, Комсомольский проспект, 29
E-mail: kalif23@yandex.ru

Ключевые слова: камера сгорания, ГТД, виртуальный измеритель, эмиссия окислов азота, нейронная сеть.

Аннотация: В работе рассматривается создание виртуального адаптивного нейронного измерителя окислов азота, обеспечивающего измерение в режиме "жесткого" реального времени с повышенной точностью с помощью значений параметров газотурбинного двигателя (ГТД). Предлагается новый подход к построению виртуальных измерителей на базе нейронных сетей, основанный на оптимизации затрат вычислительных ресурсов. Моделирование осуществляется с помощью пакета прикладных программ *MATLAB* в среде моделирования *Simulink*. Разработанный виртуальный адаптивный нейронный измеритель окислов азота камеры сгорания ГТД обеспечивает измерение в "жестком" реальном времени с повышенной точностью, при соблюдении требований по затратам вычислительных ресурсов регулятора электронного двигателя (РЭД). Результаты исследования могут быть использованы при проектировании систем управления ГТД. Применение виртуального адаптивного нейронного измерителя окислов азота позволит повысить точность измерений, с учетом затрачиваемых ресурсов регулятора электронного двигателя ГТД.

1. Введение

Проблема выбросов оксидов азота в процессе сгорания в газотурбинных двигателях (ГТД) на сегодняшний день является одной из самых актуальных и вызывающих беспокойство в обществе [1]. Эти выбросы не только угрожают экологии и качеству воздуха, но и представляют серьезную угрозу для здоровья людей. В условиях повсеместного ужесточения нормативов к требованиям уровня эмиссии окислов азота становится актуальной задача уменьшения выбросов окислов азота за счет создания нового инновационного подхода к разработке авиационных двигателей. Построение виртуального нейронного измерителя окислов азота, обеспечивающего измерения окислов азота в режиме «жесткого» реального времени и обладающего улучшенными точностными характеристиками, позволяет решить поставленную задачу.

Одним из основных преимуществ виртуального нейронного измерителя окислов азота является его способность работать без прямого контакта с газами высокой температуры внутри камеры сгорания, за счет косвенных измерений. Это позволяет избежать проблем, связанных с износом и повреждением датчика, который может быть подвержен высоким температурам и агрессивной среде.

Еще одним преимуществом виртуального нейронного измерителя окислов азота является быстродействие. Это позволяет более эффективно контролировать работу двигателя и предотвращать различные аварийные ситуации [2].

В целом, применение виртуального нейронного датчика окислов азота камеры сгорания газотурбинного двигателя в системе автоматического управления представляет собой современное и эффективное решение для контроля и мониторинга работы двигателей. Оно обеспечивает большую гибкость, точность и надежность, что является важным фактором для обеспечения безопасности и эффективности работы газотурбинных двигателей [3-4].

В работе приводится новый подход к построению виртуальных измерителей на базе персептрона, основанный на оптимизации затрат вычислительных ресурсов

2. Основная часть

На рис. 1 приведена структурная схема системы управления ГТД. Программа задает в электронном регуляторе двигателя (РЭД) управляющие воздействия на ГТД с помощью сравнения программных и текущих значений параметров ГТД [4].

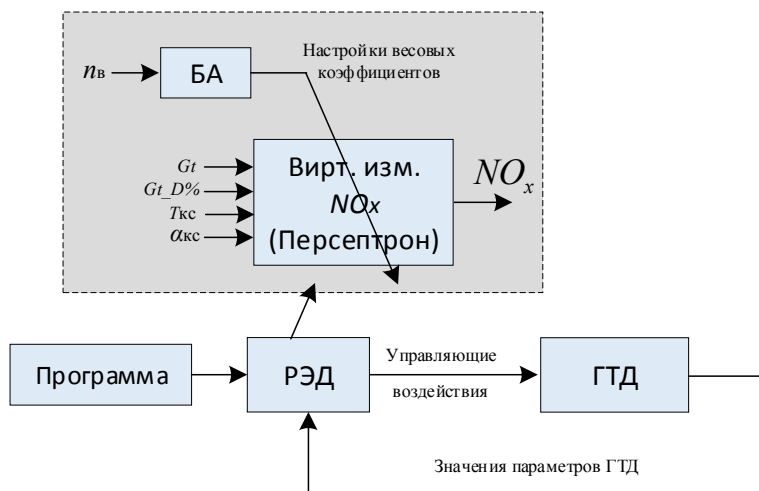


Рис. 1. Структурная схема системы управления ГТД, где n_v – частота вращения ротора свободной турбины (вентилятора) ГТД; G_t – суммарный расход топлива; P_{kc} – давление за контуром высокого давления (КВД); $G_t D\%$ – суммарный расход топлива через диффузионные коллекторы; T_{kc} – температура камеры сгорания; α_{kc} – коэффициент избытка воздуха камеры сгорания; NO_x – концентрация выбросов окислов азота.

В данной работе разрабатывается виртуальный адаптивный измеритель эмиссии окислов азота камеры сгорания « NO_x » (см. верхнюю часть рис. 1), основанный на оценке параметров ГТД.

Ниже представлена структурная схема адаптивного нейронного измерителя окислов азота (введен блок коррекции весовых коэффициентов *adapt*) на базе персептрона в среде моделирования *Matlab Simulink* (см. рис.2) [5-7],

где входными данными параметрами выступают: Gt – суммарный расход топлива; $P_{кв}$ – давление за контуром высокого давления (КВД); $Gt_{D\%}$ – суммарный расход топлива через диффузионные коллекторы; $T_{кв}$ – температура камеры сгорания; $\alpha_{кв}$ – коэффициент избытка воздуха камеры сгорания; Выходной параметр: NO_x – концентрация выбросов окислов азота.

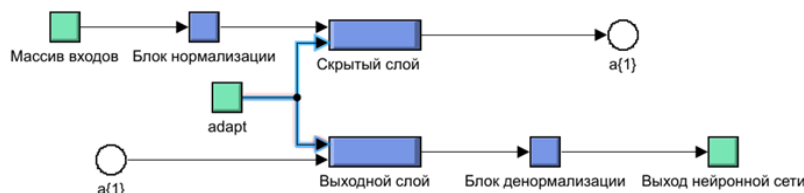


Рис. 2. Структурная схема адаптивного измерителя окислов азота на базе персептрона.

Блок нормализации и блок денормализации осуществляют изменения диапазона значений входных (выходных) данных перед подачей их на вход (выход) нейронной сети (НС).

Структура на базе персептрона (см. рис. 3) включает в себя два аналогично построенных слоя: «Скрытый слой» использует функцию активации Гаусса, «Выходной слой» работает с линейной функцией активации. Скрытый слой содержит весовые коэффициенты и коэффициенты смещения [8].

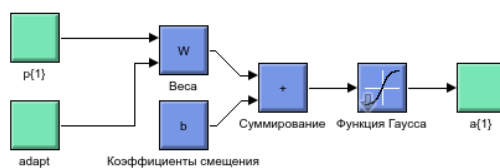


Рис. 3. Структурная схема «Скрытого слоя 1» нейронной сети на базе персептрона, где $p(1)$ – вектор входных значений после нормализации; Функция Гаусса – функция активации Гаусса; $a(1)$ – выходной вектор; $adapt$ – коэффициенты адаптации.

Данные для обучения виртуальной адаптивного измерителя окислов азота на базе персептрона содержали 15000 строк, учитывающие 5 режимов работы ГТД: «Взлет», «Набор 1», «Набор 0.5», «Набор 0.1» и «Руление» (по 3000 строк на каждый из режимов).

Адаптивность нейронной сети проявляется через подстройку блоком адаптации ($adapt$) весовых коэффициентов скрытого слоя, для примера (W_{11} , W_{12}), в соответствии с линейным законом (см. рис. 4) на каждом из режимов работы камеры сгорания.

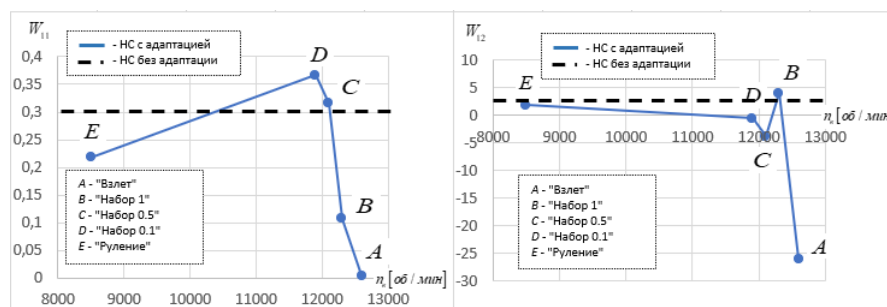


Рис. 4. Зависимости изменения весовых коэффициентов виртуального измерителя от оборотов ГТД скрытого слоя.

Нейронную сеть определенной структуры обучали отдельно для каждого из этих режимов, что позволило адаптировать весовые коэффициенты под конкретные требования и особенности каждого режима и формирования «свёрточной» нейронной сети.

Проведенные исследования для разного количества нейронов в скрытом слое (от 3 до 10) показали, что НС содержащая 3 нейрона в скрытом слое имеет затраты по времени на измерение окислов азота 3,27 мс (см. таблицу 1).

Таблица 1. Характеристики НС при различной структуре.

Количество нейронов в скрытом слое НС	Среднее квадратическое отклонение (СКО)	Временные затраты РЭД, мс.
3	0,00960	3,27
5	0,00047	5,91
7	0,00022	11,82
10	0,00005	15,39

На рис. 5 представлена осциллограмма работы адаптивного виртуального нейронного измерителя окислов азота в сравнении с эксперт-моделью эмиссии на различных режимах работы ГТД [9-11]. Требованиями вычислительных ресурсов РЭД является интервал дискретизации (максимальный) при измерениях параметров двигателя $T=20$ мс, а на измерение выбросов окислов азота выделяется 5 мс.

Увеличение количества нейронов в скрытом слое НС увеличивают затраты времени и не удовлетворяют поставленным требованиям при ограничении на точность измерения.

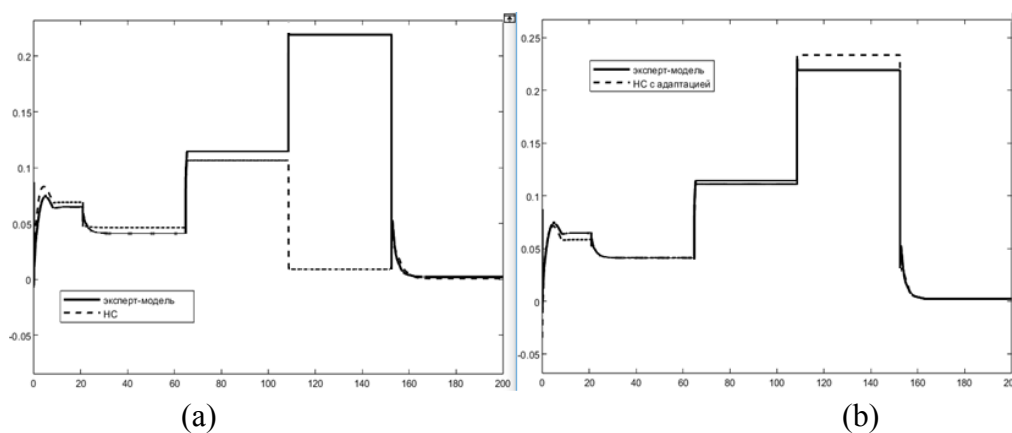


Рис. 5. Результаты моделирования фактических выбросов окислов NO_x азота от времени, а – при обученной НС: 3 нейрона 1 скрытый слой на всех полетных режимах 1; б – при обученной адаптивной НС: 3 нейрона 1 скрытый слой на каждом из полетных режимов с переменными весовыми коэффициентами, где горизонтальная ось время (мин.), вертикальная ось концентрация эмиссии окислов азота ($кг/м^3$).

Оценка результатов моделирования производилась через среднее квадратическое отклонение (СКО) (1) [12].

$$(1) \quad MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{\text{жел.}} - Y_{\text{тек.}})^2,$$

Как видно из результатов моделирования (см. рис. 5 (а)), данные концентрации окислов азота сильно разнятся с эксперт-моделью при обученной НС: 3 нейрона в скрытом слое на всех полетных режимах. Среднеквадратическое отклонение нейронной сети от эксперт-модели составляет 0,0096. Время измерения выбросов окислов азота, составляет 3,27 мс.

Результаты после разбиения данных на режимы и введения блока адаптации приведены (см. рис. 5 (б)). значение СКО равняется 0,000056. Время измерения выбросов окислов азота, составляет 3,63 мс.

Благодаря применению нового подхода к построению виртуального адаптивного измерителя окислов азота на базе перцептрона, описанного выше, удалось увеличить точность в 170 раз при незначительном увеличении времени измерения на 0.36 мс..

3. Заключение

В статье приведен и апробирован новый подход к применению виртуальных нейронных измерителей, основанный на оптимизации затрат вычислительных ресурсов и эмиссии окислов азота в условиях изменения внешней среды при работе камеры сгорания газотурбинного двигателя, за счет подстройки весовых коэффициентов в заданной структуре НС.

Получены результаты в пакете прикладных программ *MATLAB*, подтверждающие эффективность нового подхода к построению виртуального адаптивного измерителя окислов азота камеры сгорания ГТД. При применении нового подхода к НС, состоящей из 3-х нейронов, позволили уменьшить СКО измерений в 170 раз.

Перспективами дальнейших исследований по данной тематике использование различных структур нейро-нечетких систем вывода и способов обучения.

Список литературы

1. Синяков А.Н., Шаймарданов Ф.А. Системы автоматического управления ЛА и их силовыми установками. М.: Машиностроение, 1991. 320 с.
2. Августинovich В.Г., Кузнецова Т.А. Повышение надежности систем автоматического управления газотурбинными двигателями с применением алгоритмических методов // Изв. Томского политехнического университета. 2015. Т. 326, № 9. С. 68-77.
3. Хижняков, Ю.Н. Алгоритмы нечеткого, нейронного и нейро-нечеткого правления в системах реального времени: учеб. пособие. Пермь: Изд-во Перм. нац. исслед. политехн. ун-та, 2013. 160 с.
4. Никулин В.С., Хижняков Ю.Н., Сторожев С.А. Виртуальный адаптивный векторно-матричный измеритель окислителя камеры сгорания газотурбинного двигателя // Труды МАИ [Электронный ресурс]. – 2021. – № 121. – С. 1-23. URL: <https://trudymai.ru/upload/iblock/dd6/j5tnuka94h7nmqri0tqu1m3jl2et1cnc/>. /Nikulina_KHizhnyakov_Storozhev.pdf?lang=ru&issue=121 (дата обращения: 04.10.2023). DOI 10.34759/trd-2021-121-21.
5. Антонов В.Н., Терехов В.А., Тюкин И.Ю. Адаптивное управление в технических системах: учеб. пособие. СПб: Изд-во С.-Петербур. ун-та, 2001. 244 с.
6. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и FuzzyTech. М.: 2005. 736 с.
7. Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И. Д. Рудинского. М.: Горячая линия-Телеком, 2006. 452 с.
8. Титов Ю.К., Южаков А.А., Хижняков Ю.Н. Проектирование адаптивного нечеткого регулятора положения дозатора ВРД // Электротехника. 2018. № 11. С. 6-11.
9. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и FuzzyTech. М.: 2005. 736 с.
10. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. М.: Горячая линия-Телеком, 2007. 288 с.
11. Власенко О.М., Тимохин А.Н., Захаркина С.В., Годунов М.В. Моделирование элементов и систем управления технологическими процессами в программе MATLAB. М.: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Российский государственный университет имени А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство)», 2021. 245 с.
12. Азизов А. М., Гордов А. Н. Точность измерительных преобразователей. Л.: Энергия, 1975. 256.