



УДК 681.5, 004.89

## СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ МУЛЬТИРОТОРНЫМ БЕСПИЛОТНЫМ ЛЕТАТЕЛЬНЫМ АППАРАТОМ НА ОСНОВЕ ГИБРИДНОГО НЕЙРОРЕГУЛЯТОРА

М.Б. Будько, М.Ю. Будько, А.В. Гирик, В.А. Грозов

Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация

Адрес для переписки: [vladimirgrozov@mail.ru](mailto:vladimirgrozov@mail.ru)

### Информация о статье

Поступила в редакцию 28.12.18, принята к печати 29.01.19

doi: 10.17586/2226-1494-2019-19-2-209-215

Язык статьи – русский

**Ссылка для цитирования:** Будько М.Б., Будько М.Ю., Гирик А.В., Грозов В.А. Система управления мультироторным беспилотным летательным аппаратом на основе гибридного нейрорегулятора // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2019. Т. 19. № 2. С. 209–215. doi: 10.17586/2226-1494-2019-19-2-209-215

### Аннотация

Малогабаритные мультироторные беспилотные летательные аппараты применяются для решения разнообразных задач, но в настоящее время их широкое применение сдерживается несовершенством систем стабилизации и навигации. Для преодоления указанных проблем предлагается использовать методы нейрорегуляции с целью учета нелинейного поведения аппарата. Предложен способ организации системы управления мультироторного летательного аппарата на основе гибридного параллельного нейрорегулятора, использующего искусственную нейронную сеть радиально-базисных функций. Параллельное нейрорегулирование предусматривает одновременное использование в контуре управления и традиционного регулятора, и нейрорегулятора, при этом их выходы комбинируются. С целью оптимизации вычислений, выполняемых при обучении второго слоя сети нейрорегулятора, в качестве функции активации нейронов второго слоя выбрана кусочно-линейная функция из  $N$  сегментов, симметричная относительно нуля. Предложен малозатратный способ оптимизации параметров активационных функций нейронов скрытого слоя, позволяющий выполнять обучение сети в режиме реального времени. Предложен гибридный параллельный нейрорегулятор, построенный на основе искусственных нейронных сетей радиально-базисных функций. Стендовые испытания показали, что при стабилизации по трем осям гибридный нейрорегулятор обеспечивает лучшее качество управления, чем обычный пропорционально-интегрально-дифференциальный регулятор, настроенный вручную, а именно сокращение времени переходного процесса, меньшую амплитуду колебаний при стабилизации мультироторного беспилотного летательного аппарата и повышение устойчивости аппарата к внешним воздействиям. Применение гибридных параллельных нейрорегуляторов позволит решить проблемы маневрирования и стабилизации аппарата для перехода к решению задачи локальной навигации.

### Ключевые слова

мультироторные беспилотные летательные аппараты, искусственные нейронные сети, параллельное нейрорегулирование, сети радиально-базисных функций

## MULTI-ROTOR UNMANNED AERIAL VEHICLE CONTROL SYSTEM BASED ON HYBRID NEUROREGULATOR

M.B. Budko, M.Y. Budko, A.V. Guirik, V.A. Grozov

ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation

Corresponding author: [vladimirgrozov@mail.ru](mailto:vladimirgrozov@mail.ru)

### Article info

Received 28.12.18, accepted 29.01.19

doi: 10.17586/2226-1494-2019-19-2-209-215

Article in Russian

**For citation:** Budko M. B., Budko M. Yu., Guirik A. V., Grozov V. A. Multi-rotor unmanned aerial vehicle control system based on hybrid neuroregulator. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2019, vol. 19, no. 2, pp. 209–215 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2019-19-2-209-215

### Abstract

Compact multirotor unmanned aerial vehicles are used to solve a variety of problems, from aerial photography to reconnaissance and goods delivery, but at present, their widespread use is constrained by the imperfection of stabilization and navigation systems. The problem can be solved by methods of neurocontrol, which are known to be an essential tool when

nonlinear behavior of the craft should be taken into account. A new approach for creation of a multicopter aircraft control system is considered based on a hybrid parallel neurocontroller that uses an artificial neural network of radial basis functions. Parallel neurocontrol provides for the simultaneous use of both the conventional proportional-integral-derivative controller and the neurocontroller in the control loop, their outputs being combined. In order to optimize the calculations performed during the second layer of the neurocontroller network training, a piecewise linear function of  $N$  segments, symmetric about zero, was chosen as the function for activating the neurons of the second layer. A low-cost method is proposed for parameter optimization of the activation functions of the hidden layer neurons. It allows for network training in real time. The proposed hybrid parallel neurocontroller is implemented and studied on the basis of an artificial neural network of radial basis functions. Bench tests have shown that the stabilization of the three axes of the hybrid neurocontroller provides quality control better than a conventional manually tuned proportional-integral-derivative controller, namely, reducing the transition time, lower amplitude oscillations in the stabilization of the unmanned aerial vehicle and increase the stability of the craft to external influences. The use of hybrid parallel neurocontroller will help to solve the problems of maneuvering and stabilization of the craft for the transition to the local navigation problem solution.

### Keywords

multicopter unmanned aerial vehicles, artificial neural networks, parallel neurocontrol, radial basis function networks

### Введение

В настоящее время малогабаритные мультироторные беспилотные летательные аппараты (МБПЛА) широко используются, в частности, при решении задач аэрофотосъемки, патрулирования территории, воздушной разведки, обследования объектов. МБПЛА обладают такими преимуществами, как малый размер, простое устройство, а также способность совершать маневры, недоступные для беспилотных летательных аппаратов других типов. Однако им присущи и недостатки, в частности, МБПЛА труднее стабилизировать, они требуют большего расхода энергии. При этом они обладают меньшей максимальной скоростью и меньшей максимальной продолжительностью полета по сравнению, например, с аппаратами самолетного типа. В настоящее время исследователи уделяют значительное внимание повышению стабилизации и степени автономности полета МБПЛА. Одним из перспективных направлений является применение искусственных нейронных сетей (ИНС) для управления системами с неучтенной динамикой и существенным влиянием внешней среды.

Классические пропорционально-интегральные (ПИ-регуляторы) и пропорционально-интегрально-дифференциальные регуляторы (ПИД-регуляторы) в таких системах далеко не всегда обеспечивают требуемые показатели качества управления [1]. В случае МБПЛА они обеспечивают недостаточно быструю стабилизацию при возмущающих воздействиях, например, порывах ветра или столкновениях с препятствиями, высокую чувствительность к зашумлению показателей датчиков [2, 3].

Методы нейроуправления можно разбить на две большие группы: прямые, в которых регулятор на основе ИНС заменяет собой классический ПИД-регулятор, и непрямые, в которых ИНС используется в качестве вспомогательного инструмента для решения задач фильтрации или идентификации. К прямым можно отнести методы с применением инверсных нейромультипликаторов [4–6], методы на основе адаптивной критики [7, 8], методы предиктивного управления [9]. К непрямым относятся различные гибридные методы [10–12] и методы параллельного нейроуправления [13]. В нейрорегуляторах находят применение перцептроны [9], сети на основе радиально-базисных функций [12], рекуррентные нейронные сети [14].

В настоящей работе исследуется простой вариант гибридного параллельного нейрорегулятора на основе ИНС радиально-базисных функций. Такое решение является компромиссным с точки зрения перехода от обычных регуляторов к нейросетевым. Полученные результаты свидетельствуют о преимуществах синтезированного нейрорегулятора: сокращено время переходного процесса, снижена амплитуда колебаний при стабилизации МБПЛА и повышена устойчивость аппарата к внешним воздействиям.

### Постановка задачи и описание системы управления

Наиболее популярным классом МБПЛА остаются квадрокоптеры, также популярностью пользуются аппараты с тремя и шестью роторами. Оценка положения МБПЛА в пространстве выполняется с помощью размещенных на аппарате датчиков – трехосевых акселерометров, гироскопов, магнитометров. Для определения высоты и скорости вертикального перемещения используются барометры и ультразвуковые датчики [15].

После фильтрации и преобразования показаний датчиков в углы Крылова и значение скорости вертикального перемещения можно управлять движением квадрокоптера путем изменения скоростей вращения двигателей. Тяга в заданном направлении  $a_i$  пропорциональна сумме квадратов скоростей  $\omega_i$ :

$$\begin{aligned} a_z &= \rho_1 (\omega_1^2 + \omega_2^2 + \omega_3^2 + \omega_4^2), \\ a_\varphi &= \rho_1 (\omega_3^2 + \omega_4^2 - \omega_1^2 - \omega_2^2), \\ a_\psi &= \rho_1 (\omega_4^2 + \omega_1^2 - \omega_3^2 - \omega_2^2), \\ a_\psi &= \rho_2 (\omega_4^2 + \omega_2^2 - \omega_1^2 - \omega_3^2), \end{aligned} \quad (1)$$

где  $\varphi$  – угол крена,  $\vartheta$  – угол тангажа,  $\psi$  – угол рыскания, а коэффициенты  $\rho_i$  определяются конкретной конфигурацией квадрокоптера.

Таким образом, для отклонения квадрокоптера, например, по оси тангажа, необходимо увеличить скорости вращения двигателей 1 и 4 и соответственно снизить скорость вращения двигателей 2 и 3. Скорости вращения двигателей складываются из некоторой постоянной составляющей и управляющих сигналов, которые рассчитываются регулятором:

$$\begin{aligned}\omega_1 &= \eta(u_0 + u_z - u_\varphi + u_\vartheta - u_\psi), \\ \omega_2 &= \eta(u_0 + u_z - u_\varphi - u_\vartheta + u_\psi), \\ \omega_3 &= \eta(u_0 + u_z + u_\varphi - u_\vartheta - u_\psi), \\ \omega_4 &= \eta(u_0 + u_z + u_\varphi + u_\vartheta + u_\psi),\end{aligned}\tag{2}$$

где  $u_0$  – постоянный компонент управляющего сигнала, который передается на регуляторы оборотов двигателей;  $u_\varphi$  – управляющий сигнал регулятора крена;  $u_\vartheta$  – управляющий сигнал регулятора тангажа;  $u_\psi$  – управляющий сигнал регулятора рыскания;  $u_z$  – управляющий сигнал регулятора вертикальной скорости,  $\eta$  – масштабирующий коэффициент. За основу математической модели квадрокоптера взята модель, рассмотренная в [3].

Перемещение летательного аппарата (ЛА) в пространстве описывается системой дифференциальных уравнений. С учетом (1):

$$\begin{aligned}\ddot{x} &= (\cos \varphi \sin \vartheta \cos \psi + \sin \varphi \sin \psi) \frac{1}{m} a_z, \\ \ddot{y} &= (\cos \varphi \sin \vartheta \sin \psi + \sin \varphi \cos \psi) \frac{1}{m} a_z, \\ \ddot{z} &= -g + (\cos \varphi \cos \vartheta) \frac{1}{m} a_z, \\ \ddot{\varphi} &= \dot{\vartheta} \dot{\psi} \left( \frac{I_y - I_z}{I_x} \right) - \frac{J}{I_x} \dot{\vartheta} (\omega_2 + \omega_4 - \omega_1 - \omega_3) + \frac{d}{I_x} a_\varphi, \\ \ddot{\vartheta} &= \dot{\varphi} \dot{\psi} \left( \frac{I_z - I_x}{I_y} \right) - \frac{J}{I_y} \dot{\varphi} (\omega_2 + \omega_4 - \omega_1 - \omega_3) + \frac{d}{I_y} a_\vartheta, \\ \ddot{\psi} &= \dot{\varphi} \dot{\vartheta} \left( \frac{I_x - I_y}{I_z} \right) + \frac{1}{I_z} a_\psi,\end{aligned}\tag{3}$$

где  $x, y, z$  – координаты ЛА в пространстве;  $I_x, I_y, I_z$  – моменты инерции относительно соответствующих осей;  $J$  – момент инерции двигателя;  $m$  – масса ЛА;  $d$  – диаметр ЛА;  $g$  – ускорение свободного падения. Для того чтобы управлять скоростями роторов (2), необходимо подавать управляющее воздействие на электронные контроллеры хода двигателей.

Таким образом, система управления квадрокоптером состоит из четырех регуляторов, стабилизирующих ЛА по крену, тангажу, рысканию и высоте. Если рассматривается только задача стабилизации по трем осям, то компонент, соответствующий вертикальному перемещению, можно не учитывать. В настоящей работе представлен переход от системы управления на основе ПИД-регуляторов к системе управления на основе нейрорегуляторов.

### Гибридный параллельный нейрорегулятор

Параллельное нейроуправление предполагает одновременное использование и традиционного регулятора, и нейрорегулятора в контуре управления, при этом их выходы комбинируются [13]. Например, при наличии настроенного ПИД-регулятора можно замкнуть на него контур управления, а нейрорегулятор включить в режим обучения. По завершении обучения нейрорегулятор включается в контур управления. Реже используется другой подход, при котором сначала происходит обучение нейрорегулятора, а затем его настройки конвертируются в коэффициенты для ПИД-регулятора, после чего становится возможна параллельная работа.

Обучение нейрорегулятора может выполняться в реальном режиме времени, т.е. на частоте внутреннего цикла управления. Такой подход применяется в обладающих ограниченными ресурсами МБПЛА редко, так как процедура обучения ИНС требует вычислений, которые в десятки и сотни раз превышают по объему вычисления, производимые в штатном режиме работы ИНС.

Предлагаемая система управления квадрокоптером включает настроенные блоки ПИД-регуляторов. Эти блоки были дополнены нейрорегуляторами по схеме, приведенной на рис. 1 ( $r$  –

установочное значение;  $f$  – функция корректировки управляющего воздействия;  $u$  – управляющее воздействие от ПИД;  $u'$  – управляющее воздействие от нейрорегулятора;  $\bar{u}$  – управляющее воздействие;  $y$  – новое состояние объекта управления; ОУ – объект управления).

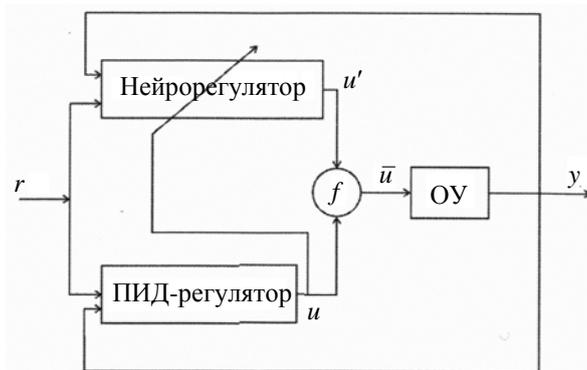


Рис. 1. Схема гибридного параллельного нейроуправления

Предложенный нейрорегулятор построен на основе ИНС радиально-базисных функций [10]. В такой сети три слоя: первый содержит входы; второй, скрытый, слой содержит нейроны, активационные функции которых формируют нелинейный закон управления; третий слой представлен одним выходным нейроном с линейной активационной функцией (рис. 2). На вход ИНС подаются значения рассогласований на текущем  $e(t)$  и предыдущем шаге  $e(t-1)$ . Значения весовых коэффициентов связей выходного нейрона  $K_P$ ,  $K_I$  и  $K_D$ , образующие матрицу весов третьего слоя сети, перед началом обучения задаются равными коэффициентам пропорционального, интегрального и дифференциального компонентов ПИД-регулятора;  $w_{ij}$  – весовые коэффициенты скрытого слоя;  $u'(t)$  – управляющий сигнал, сформированный нейрорегулятором.

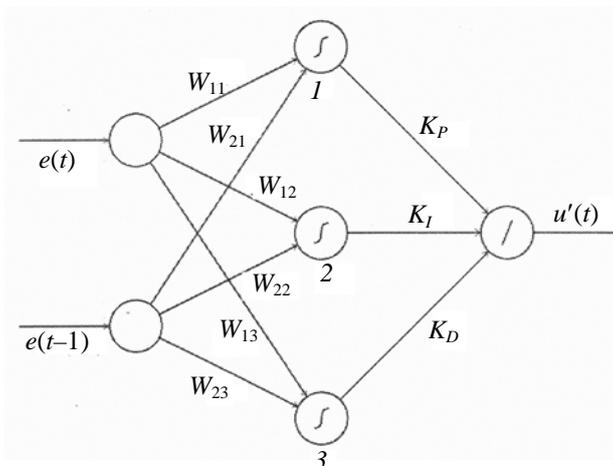


Рис. 2. Искусственные нейронные сети радиально-базисных функций, используемые в нейрорегуляторе (1–3 – нейроны скрытого слоя)

С целью оптимизации вычислений, выполняемых при обучении второго слоя сети, для активации нейронов второго слоя выбрана кусочно-линейная функция из  $n$  сегментов, симметричная относительно нуля. Как известно, любая непрерывная функция может быть сколь угодно близко аппроксимирована кусочно-линейной. Для обучающей траектории, содержащей  $N$  точек, значения входов которой нормализованы, т.е.  $x_i \in [0, 1]$ , можно найти соответствующие  $y_i$  с помощью следующего алгоритма.

Шаг 1. Разбить отрезки  $[0, 1]$  на осях  $x$  и  $y$  на  $n$  равных частей.

Шаг 2. Составить список кортежей  $\langle p_1, \dots, p_n \rangle$ , содержащих все возможные комбинации пар  $p_i = (x_i, y_i)$ ,  $i=0, \dots, n$ .

Шаг 3. Для каждого кортежа рассчитать значение пригодности  $Q = \frac{1}{1 + q(e)}$ , где  $q(e)$  – функция

оценки, и выбрать кортеж с наибольшей пригодностью.

Шаг 4. Повторить шаги 2–3 для всех  $N$  точек обучающей траектории и получить  $N$  кортежей пар точек.

Шаг 5. Найти оптимальный кортеж  $\langle (x_1, \frac{y_{11} + \dots + y_{1N}}{N}), \dots, (x_n, \frac{y_{n1} + \dots + y_{nN}}{N}) \rangle$ .

Несмотря на то что с увеличением  $n$  объем вычислений растет квадратично, алгоритм требует меньшего объема вычислений, чем метод обучения путем обратного распространения ошибки. При  $n < 5$  рассмотренный алгоритм может быть использован даже для обучения в режиме реального времени на достаточно мощном вычислителе.

Таким образом, настройка ИНС выполняется в два этапа: сначала настраивается матрица весов третьего слоя, затем оптимизируются параметры активационных функций второго слоя нейронов.

### Результаты экспериментов

В результате обучения сети получаем на первом этапе функциональный аналог ПИД-регулятора с линейным законом управления, на втором этапе с  $n = 3$  и функцией оценки  $q(u) = u(t) - u'(t)$ , позволяющей оценить, насколько управляющий сигнал  $u'(t)$ , сгенерированный на выходном нейроне, отличается от управляющего сигнала ПИД-регулятора  $u(t)$ . Для обучения каждого из трех нейрорегуляторов, отвечающих за стабилизацию по одному из углов Крылова, использовалось не менее 1000 тестовых траекторий. Внутренний цикл системы управления на микроконтроллере Миландр 1986ВЕ91Т (ARM Cortex-M3, 80 МГц) выполняется с частотой свыше 100 Гц.

Результаты проверки на стенде показали, что при стабилизации по трем осям гибридный нейрорегулятор обеспечивает меньшее перерегулирование и время переходного процесса (рис. 3). При отклонении квадрокоптера на  $\varphi = 30^\circ$  обученный нейрорегулятор возвращает его к состоянию равновесия в среднем за время не более 0,6 с, в то время как ПИД-регулятору требуется для этого в среднем не менее 1 с. При отклонении более чем на  $30^\circ$  ПИД-регулятор показывает значительное перерегулирование по сравнению с нейрорегулятором.

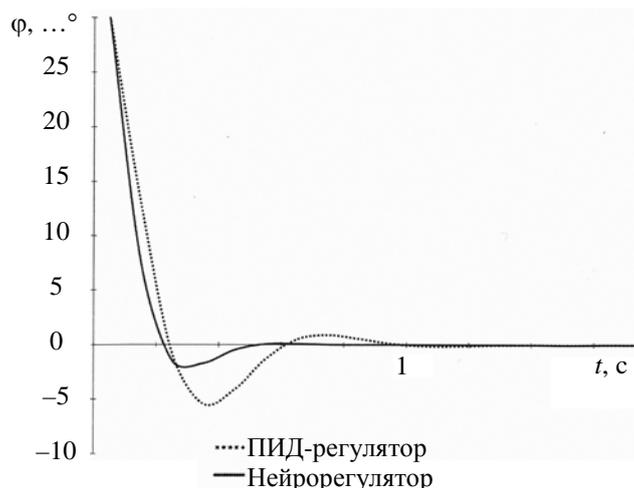


Рис. 3. Сравнение скорости стабилизации по крену с помощью ПИД-регулятора и гибридного параллельного нейрорегулятора

Дальнейшая работа над гибридным нейрорегулятором предполагает в основном оптимизацию настройки и обучения ИНС, необходимых для построения системы управления полетом по заданным координатам в соответствии с системой уравнений (3). Успешное преодоление проблем низкоуровневого управления МБПЛА (стабилизации и маневрирования) позволит перейти к решению задачи локальной навигации.

### Заключение

Малогобаритные мультироторные беспилотные летательные аппараты обладают серьезным потенциалом использования в гражданской и военной областях, который в настоящее время сдерживается проблемами в разработке систем адаптивного управления, способных учесть нелинейность объектов управления, нестационарность их параметров и наличие внешних возмущающих воздействий. Представленный в статье гибридный параллельный нейрорегулятор обеспечивает лучшее качество управления, чем традиционный пропорционально-интегрально-дифференциальный регулятор, и при этом допускает дальнейшее усовершенствование.

## Литература

1. Бобцов А.А., Пыркин А.А. Адаптивное и робастное управление с компенсацией неопределенностей. СПб: НИУ ИТМО, 2013. 135 с.
2. Salichon M., Tumer K. A neuro-evolutionary approach to micro aerial vehicle control // Proc. 12<sup>th</sup> Annual Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'10). Portland, USA, 2010. P. 1123–1130. doi: 10.1145/1830483.1830692
3. Shepherd III J.F., Tumer K. Robust neuro-control for a micro quadrotor // Proc. 12<sup>th</sup> Annual Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'10). Portland, USA, 2010. P. 1131–1138. doi: 10.1145/1830483.1830693
4. Lendaris G.G. A retrospective on adaptive dynamic programming for control // Proc. Int. Joint Conference on Neural Networks. Atlanta, USA, 2009. P. 1750–1757. doi: 10.1109/ijcnn.2009.5178716
5. Anuradha D.B., Prabhaker G., Murthy J.S.N. Direct inverse neural network control of a continuous stirred tank reactor // Proc. Int. MultiConference of Engineers and Computer Scientists. 2009. V. II.
6. Zareh S.H., Abbasi M., Mahdavi H., Osgouie K.G. Semi-active vibration control of an eleven degrees of freedom suspension system using neuro inverse model of magnetorheological dampers // Journal of Mechanical Science and Technology. 2012. V. 26. N 8. P. 2459–2467. doi: 10.1007/s12206-012-0628-8
7. Ni Z., Fang X., He H., Xu X. Real-time tracking on adaptive critic design with uniformly ultimately bounded condition // Proc. 2013 IEEE Symposium on Adaptive Dynamic Programming and Reinforcement Learning. Singapore, 2013. doi: 10.1109/adprl.2013.6614987
8. Shafiekhani A., Mahjoob M.J., Akraminia M. Design and implementation of an adaptive critic-based neuro-fuzzy controller on an unmanned bicycle // Mechatronics. 2015. V. 28. P. 115–123. doi: 10.1016/j.mechatronics.2015.04.010
9. Mohammadzakeri M., Ghanbari M., Mirsepahi A., Behnia-Willson F. Efficient neuro-predictive control of a chemical plant // Proc. 5<sup>th</sup> Symposium on Advances in Science & Technology. Iran, 2011.
10. Nguen H.G., Shin J., Kim W. A study on autotuning controller for servo system // Intelligent Control and Automation. 2014. V. 5. N 3. P. 102–110. doi: 10.4236/ica.2014.53012
11. Omatu S., Yoshioka M., Fujinaka T. Neuro-PID control for electric vehicle // Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics. 2011. V. 15. N 7. P. 846–852. doi: 10.20965/jaciii.2011.p0846
12. Zeng S., Hu H., Xu L., Li G. Nonlinear adaptive PID control for greenhouse environment based on RBF network // Sensors. 2012. V. 12. N 5. P. 5328–5348. doi: 10.3390/s120505328
13. Stuart M., Manic M. Survey of progress in deep neural networks for resource-constrained applications // Proc. IECON 2017 – 43<sup>rd</sup> Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. doi: 10.1109/IECON.2017.8217271
14. Sak H., Senior A.W., Beaufays F. Long short-term memory recurrent neural network architectures for large scale acoustic modeling // Proc. INTERSPEECH 2014. Singapore, 2014. P. 338–342.
15. Беляев С.С., Будько М.Б., Будько М.Ю., Гирик А.В., Жигулин Г.П. Функциональное проектирование модуля управления и навигации мультироторным БПЛА // Радиопромышленность. 2015. № 4. С. 77–87.

## Авторы

**Будько Марина Борисовна** – кандидат технических наук, доцент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, Scopus ID: 57192541740, ORCID ID: 0000-0001-7054-5709, mbbudko@corp.ifmo.ru

**Будько Михаил Юрьевич** – кандидат технических наук, доцент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, Scopus ID: 57192541739, ORCID ID: 0000-0002-1444-277X, mbudko@corp.ifmo.ru

## References

1. Bobtsov A.A., Pyrkina A.A. *Adaptive and Robust Control with Uncertainties Compensation*. St. Petersburg, NRU ITMO, 2013, 135 p. (in Russian)
2. Salichon M., Tumer K. A neuro-evolutionary approach to micro aerial vehicle control. *Proc. 12<sup>th</sup> Annual Genetic and Evolutionary Computation Conference, GECCO'10*. Portland, USA, 2010, pp. 1123–1130. doi: 10.1145/1830483.1830692
3. Shepherd III J.F., Tumer K. Robust neuro-control for a micro quadrotor. *Proc. 12<sup>th</sup> Annual Genetic and Evolutionary Computation Conference, GECCO'10*. Portland, USA, 2010, pp. 1131–1138. doi: 10.1145/1830483.1830693
4. Lendaris G.G. A retrospective on adaptive dynamic programming for control. *Proc. Int. Joint Conference on Neural Networks*. Atlanta, USA, 2009, pp. 1750–1757. doi: 10.1109/ijcnn.2009.5178716
5. Anuradha D.B., Prabhaker G., Murthy J.S.N. Direct inverse neural network control of a continuous stirred tank reactor. *Proc. Int. MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, 2009, vol. II.
6. Zareh S.H., Abbasi M., Mahdavi H., Osgouie K.G. Semi-active vibration control of an eleven degrees of freedom suspension system using neuro inverse model of magnetorheological dampers. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2012, vol. 26, no. 8, pp. 2459–2467. doi: 10.1007/s12206-012-0628-8
7. Ni Z., Fang X., He H., Xu X. Real-time tracking on adaptive critic design with uniformly ultimately bounded condition. *Proc. 2013 IEEE Symposium on Adaptive Dynamic Programming and Reinforcement Learning*. Singapore, 2013. doi: 10.1109/adprl.2013.6614987
8. Shafiekhani A., Mahjoob M.J., Akraminia M. Design and implementation of an adaptive critic-based neuro-fuzzy controller on an unmanned bicycle. *Mechatronics*, 2015, vol. 28, pp. 115–123. doi: 10.1016/j.mechatronics.2015.04.010
9. Mohammadzakeri M., Ghanbari M., Mirsepahi A., Behnia-Willson F. Efficient neuro-predictive control of a chemical plant. *Proc. 5<sup>th</sup> Symposium on Advances in Science & Technology*. Iran, 2011.
10. Nguen H.G., Shin J., Kim W. A study on autotuning controller for servo system. *Intelligent Control and Automation*, 2014, vol. 5, no. 3, pp. 102–110. doi: 10.4236/ica.2014.53012
11. Omatu S., Yoshioka M., Fujinaka T. Neuro-PID control for electric vehicle. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 2011, vol. 15, no. 7, pp. 846–852. doi: 10.20965/jaciii.2011.p0846
12. Zeng S., Hu H., Xu L., Li G. Nonlinear adaptive PID control for greenhouse environment based on RBF network. *Sensors*, 2012, vol. 12, no. 5, pp. 5328–5348. doi: 10.3390/s120505328
13. Stuart M., Manic M. Survey of progress in deep neural networks for resource-constrained applications. *Proc. IECON 2017 – 43<sup>rd</sup> Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. doi: 10.1109/IECON.2017.8217271
14. Sak H., Senior A.W., Beaufays F. Long short-term memory recurrent neural network architectures for large scale acoustic modeling. *Proc. INTERSPEECH 2014*. Singapore, 2014, pp. 338–342.
15. Belyaev S.S., Budko M.B., Budko M.Y., Guirik A.V., Zhigulin G.P. Functional design of flight and navigation controller unit for multirotor unmanned aerial vehicle. *Radiopromyshlennost'*, 2015, no. 4, pp. 77–87. (in Russian)

## Authors

**Marina B. Budko** – PhD, Associate Professor, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, Scopus ID: 57192541740, ORCID ID: 0000-0001-7054-5709, mbbudko@corp.ifmo.ru

**Mikhail Yu. Budko** – PhD, Associate Professor, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, Scopus ID: 57192541739, ORCID ID: 0000-0002-1444-277X, mbudko@corp.ifmo.ru

*Гирик Алексей Валерьевич* – кандидат технических наук, доцент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, Scopus ID: 57192558077, ORCID ID: 0000-0002-4021-7605, avg@corp.ifmo.ru

*Грозов Владимир Андреевич* – аспирант, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, ORCID ID: 0000-0002-7998-8175, vladimirgrozov@mail.ru

*Alexey V. Guirik* – PhD, Associate Professor, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, Scopus ID: 57192558077, ORCID ID: 0000-0002-4021-7605, avg@corp.ifmo.ru

*Vladimir A. Grozov* – postgraduate, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, ORCID ID: 0000-0002-7998-8175, vladimirgrozov@mail.ru