

Способ реализации адаптации робота к изменениям режима контактного взаимодействия с использованием глубоких полносвязных нейронных сетей

С.И. Савин¹, Л.Ю. Ворочаева²✉, А.В. Мальчиков²,
А.М. Салихзянов¹, Э.М. Заляев¹

¹ Университет Иннополис,
ул. Университетская 1, г. Иннополис 420500, Российская Федерация

² ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет»,
ул. 50 лет Октября 94, г. Курск 305040, Российская Федерация

✉ e-mail: mila180888@yandex.ru

Резюме

Цель исследования. Данная работа посвящена проблеме использования предикторов реакций в системе управления двуногими шагающими роботами. Главным преимуществом использования предикторов является возможность исключения неизвестных сил реакций из уравнений динамики и, следовательно, из постановок задач управления роботом, основанных на модели. Также обсуждается дополнительное преимущество предикторной постановки задач управления, а именно возможность ее использования для прогнозирования изменений режимов контактного взаимодействия, таких как проскальзывание или отрыв от опорной поверхности.

Методы. В работе используются следующие методы: метод динамики многомассовых систем необходим для разработки математической модели поведения шагающего робота и описания его контактного взаимодействия с опорной поверхностью, метод нейронных сетей используется для разработки предиктора, позволяющего предсказывать значения реакций между стопой робота и поверхностью.

Результаты. В статье показано, что имеет место связь между частотами гармонических составляющих движений робота (отношением r этих частот в эксперименте и обучающей выборке) и качеством работы предиктора реакций опорной поверхности. Это указывает на важность использования репрезентативного спектра частот движений шагающих роботов при формировании обучающей выборки и на плохую обобщаемость предиктора по отношению к частоте движений.

Заключение. В статье изучен вопрос использования предиктора реакций для выявления возможности изменения режима контактного взаимодействия, основанный на измерении расхождений между локальными линеаризациями для различных дискретных шагов. Полученные в данной работе результаты найдут применение при разработке системы управления движением двуногого шагающего робота, позволяющей устройству адаптироваться к параметрам опорной поверхности, по которой происходит движение.

Ключевые слова: двуногий шагающий робот; полносвязные нейронные сети; прогнозирование; режим контактного взаимодействия.

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Финансирование: Работа выполнена при поддержке Гранта Президента МК-1537.2019.8.

Для цитирования: Способ реализации адаптации робота к изменениям режима контактного взаимодействия с использованием глубоких полносвязных нейронных сетей / С.И. Савин, Л.Ю. Ворочаева, А.В. Мальчиков, А.М. Салихзянов, Э.М. Заляев // Известия Юго-Западного государственного университета. 2020; 24(1): 206-214. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2020-24-1-206-214>.

Поступила в редакцию 07.12.2019

Подписана в печать 12.01.2020

Опубликована 21.02.2020

Implementation Method of the Robot Adaptation to Contact Interaction Mode Changes Using Deep Fully Connected Neural Networks

Sergey I. Savin¹, Lyudmila Yu. Vorochaeva² ✉, Andrey V. Malchikov²,
Alek M. Salikhzyanov¹, Eduard M. Zalyaev¹

¹ Innopolis University,
Universitetskaya str. 1, Innopolis 420500, Russian Federation

² Southwest State University,
50 Let Oktyabrya str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: mila180888@yandex.ru

Abstract

Purpose of research. The present paper concerns the problem of using reaction predictors in the control system of bipedal walking robots. The main advantage of using predictors is the ability to exclude unknown reaction forces from the dynamics equations and, consequently, from the robot control problem statements based on the model. An additional advantage of predictor setting of control tasks is also discussed in the paper, namely the possibility of its use to predict changes in contact interaction modes, such as slipping motion or foot lifting from the supporting surface.

Methods. The following methods are used in the research: the method of dynamics of multi-mass systems is necessary for developing a mathematical model of the behavior of a walking robot and describing its contact interaction with the support surface, the method of neural networks is used to develop a predictor that allows one to forecast the values of reactions between the robot's foot and the surface.

Results. The paper shows that there is a connection between the frequencies of the harmonic components of robot movements (the ratio p of these frequencies in the experiment and the training sample) and the quality of reactions predictor operation of the support surface. This indicates the importance of applying a representative spectrum of walking robot movement frequencies in forming a training sample, and the poor generalizability of the predictor in relation to movement frequency.

Conclusion. The paper has considered the use of a reaction predictor to identify the possibility of changing the mode of contact interaction, based on the measurement of discrepancies between local linearizations for various discrete steps. The results obtained in this work will be used in the development of a motion control system for a bipedal walking robot, which allows the device to adapt to the parameters of the support surface on which the movement occurs.

Keywords: bipedal walking robot; fully connected neural networks; forecasting; contact interaction mode.

Conflict of interest. The authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

Funding: This work was supported by the Grant of the President MK-1537.2019.8.

For citation: Savin S.I., Vorochaeva L.Yu., Malchikov A. V., Salikhzyanov A.M., Zalyaev E.M. Implementation Method of the Robot Adaptation to Contact Interaction Mode Changes Using Deep Fully Connected Neural Networks. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* = *Proceedings of the Southwest State University*. 2020, 24(1): 206-214 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2020-24-1-206-214>.

Received 07.12.2019

Accepted 12.01.2020

Published 21.02.2020

Введение

Шагающие роботы являются одним из наиболее перспективных направлений современной робототехники, нацеленным на решение целого ряда задач: от перемещения по неровной и сложной местности до достижения антропоморфного типа передвижения. Существуют двуногие, четвероногие и многоногие конструкции роботов, гусеницеподобные, внутритрубные и даже подводные шагающие роботы [1-3]. В частности, антропоморфные двуногие (человекоподобные) роботы интересны тем, что они должны дополнительно обеспечивать преимущества простой интеграции в существующую социальную и городскую инфраструктуру.

В современной антропоморфной робототехнике остается актуальным вопрос вертикального равновесия робота. Существуют классические подходы, основанные на предположениях о плоскости опорной поверхности и достаточном трении, такие как определение положения точки нулевого момента (ZMP) [4, 5]. Также существуют методы, позволяющие рассуждать непосредственно о контактных силах реакции, такие как метод множественного контакта со средой с точки зрения теории винтового исчисления (CWC) [6]. Оба метода основаны на предположении, что режим контактного взаимодействия с опорной поверхностью точно установлен пред-

ложенной моделью. Известны работы по внедрению информации о режимах контактного взаимодействия непосредственно в постановку задачи управления. Существует множество различных способов, например, использование метода обучения с подкреплением сигналами от среды взаимодействия [7, 8], усиление критериев выбора параметров для существующих методов на основе их эффективности при моделировании [9]. Использование методов машинного обучения представляет особый интерес, поскольку они позволяют легко интегрировать дополнительные данные, являются гибкими по отношению к типам данных (экспериментальным или основанным на моделировании), и поскольку они производят предсказуемо (с точки зрения вычислительного времени) работающие программные модули, которые могут быть проанализированы с помощью статистических инструментов.

В работе [10] предложено использовать нейронные сети с плотной структурой для обучения предиктора контактных сил реакций. Данные для обучения собраны в процессе моделирования, а нейронная сеть построена с использованием стандартных инструментов, таких как Tensorflow и Keras. Обученный агент способен предсказывать силы реакций с приемлемой точностью, что позволяет использовать его в системе управления.

Также в работе [10] предложено использование агента для построения локально линейной модели контактного взаимодействия робота. Линейная модель может быть использована для замены сил реакций в постановках задач управления. Это позволяет применять классические алгоритмы управления, разработанные для систем без явных механических ограничений для ограниченных систем, что, в свою очередь, позволяет избежать проблем, связанных с формированием требуемых управляющих сигналов для таких систем [11, 12].

Материалы и методы

Плоский шагающий робот

Объектом исследования является семизвенный плоский шагающий робот, описанный в работе [10] и состоящий из корпуса и двух ног, каждая из которых включает в себя три звена (бедро, голень и стопу). Звенья моделируются стержнями, центры масс которых совпадают с центрами симметрии стержней. Стержни соединены между собой вращательными шарнирами с установленными в них приводами.

Остановимся на рассмотрении одноопорной фазы движения, когда одна из стоп робота находится на поверхности, а вторая оторвана от нее. При этом в стопе, взаимодействующей с поверхностью, возникают две силы нормальной реакции λ_1 и λ_2 и сила трения λ_3 , как показано на рис. 1.

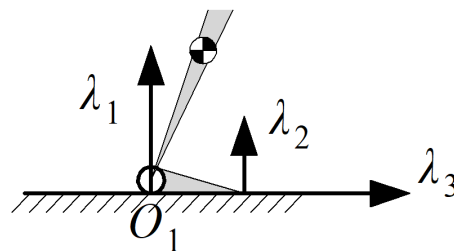


Рис. 1. Силы взаимодействия стопы робота с поверхностью

Fig. 1. Forces of interaction of the robot foot with the surface

Линеаризованная модель контакта

Предположим, что модель робота описывается следующими уравнениями:

$$\mathbf{H}\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{c} = \boldsymbol{\tau} + \mathbf{F}^T \boldsymbol{\lambda}, \quad (1)$$

где $\mathbf{H}$ – обобщенная матрица инерции; $\ddot{\mathbf{q}}$ – обобщенные ускорения; $\mathbf{c}$ – обобщенный вектор смещения; $\boldsymbol{\tau}$ – обобщенные крутящие моменты; $\mathbf{F}$ – Якобиан; $\boldsymbol{\lambda}$ – вектор сил реакции.

Тогда предиктор реакций задается следующим образом:

$$\boldsymbol{\lambda} = P(\dot{\mathbf{q}}, \mathbf{q}, \boldsymbol{\tau}). \quad (2)$$

С помощью предиктора (2) можно перейти к линеаризованной модели для $\mathbf{q}_0, \dot{\mathbf{q}}_0, \boldsymbol{\tau}_0$:

$$\boldsymbol{\Lambda} = \frac{1}{\alpha} [\lambda_1 - \lambda_0 \quad \dots \quad \lambda_m - \lambda_0], \quad (3)$$

$$\lambda_0 = P(\dot{\mathbf{q}}_0, \mathbf{q}_0, \boldsymbol{\tau}_0), \quad (4)$$

$$\lambda_i = P(\dot{\mathbf{q}}_0, \mathbf{q}_0, \boldsymbol{\tau}_0 + \alpha \delta_i), \quad (5)$$

где δ_i – базисный вектор в ортонормированном базисе в пространстве реакционных сил; α – скалярный коэффициент, определяющий локальность линеаризации.

Тогда локальная линеаризованная модель сил реакции задается как

$$\lambda = \Lambda u + \lambda_0. \quad (6)$$

Это выражение может быть непосредственно подставлено в модель (1), исключая неизвестные алгебраические переменные λ из задачи управления на основе динамики робота:

$$H\ddot{q} + c = \tau + F^T(\Lambda u + \lambda_0), \quad (7)$$

где полученная система уравнений уже не ДАУ (дифференциально-алгебраические уравнения), а ОДУ.

Прогнозирование изменения контактного режима

Анализируя выражения (3)-(6), можно отметить, что выбор α должен соответствовать ожидаемой разнице между τ и τ_0 . Предположим, что режим контакта претерпевает быстрое изменение в точке $(\dot{q}_0, q_0, \tau_0 + \alpha_c \delta_k)$, где α_c – это критическое значение α , например, из-за пересечения границ конуса трения. Важно заметить, что линеаризация для управления, формирующего обобщенные крутящие моменты $\tau \geq \tau_0 + \alpha_c \delta_k$, отличается от линеаризации для управления, генерирующего обобщенные крутящие моменты $\tau < \tau_0 + \alpha_c \delta_k$. Рассмотрим задачу распознавания этого сценария, обозначив тот факт, что модель контактного взаимодействия претерпела быстрое изменение вблизи текущей точки в пространстве состояний-действий. Произ-

ведем две линеаризации для $\alpha_{\min}$ и $\alpha_{\max}$. Обозначим матрицы линеаризации как $\Lambda_{\min}$ и $\Lambda_{\max}$. Тогда можно ввести аддитивный критерий σ_1 :

$$\sigma_1 = \|\Lambda_{\max} - \Lambda_{\min}\|_F, \quad (8)$$

где $\|\cdot\|_F$ – норма матрицы Фробениуса. В качестве альтернативы можно использовать мультипликативный критерий σ_2 :

$$\sigma_2 = \|\Lambda_{\max}^+ \Lambda_{\min}\|_F. \quad (9)$$

Значения σ_1 или σ_2 можно сравнить с экспериментально найденным пороговым значением σ_c . Тогда задача прогнозирования изменения режима контактного взаимодействия может быть упрощена до задачи нахождения правильных пороговых значений σ_c , что может быть сделано экспериментально, теоретически или с помощью моделирования с использованием ручной настройки или с помощью машинного обучения.

Результаты и их обсуждение

Проведем моделирование робота со следующими параметрами: масса корпуса $m_1=20$ кг, массы бедра и голени $m_{2,3}=10$ кг, масса стопы $m_4=5$ кг, длины корпуса, бедра и голени $L_{1,3}=0.6$ м, длина стопы $L_4=0.2$ м. При проведении экспериментов используются многослойные перцептроны.

Для оценки качества предсказания сил реакции введен параметр p :

$$p = \frac{n_{ms}}{n_{vs}}, \quad (10)$$

где n_{ms} — частота движений, заданных суммой гармонических сигналов; n_{vs} — частота движений, задаваемых при формировании обучающей выборки.

Результаты моделирования в виде зависимостей нормальных реакций и сил трения от номера i итерации в процессе моделирования и предсказания представлены на рис. 2 и рис. 3. На данных рисунках приняты следующие обозначения: λ_{1-3} — наблюдаемые реакции; $\tilde{\lambda}_{1-3}$ — предсказанные реакции.

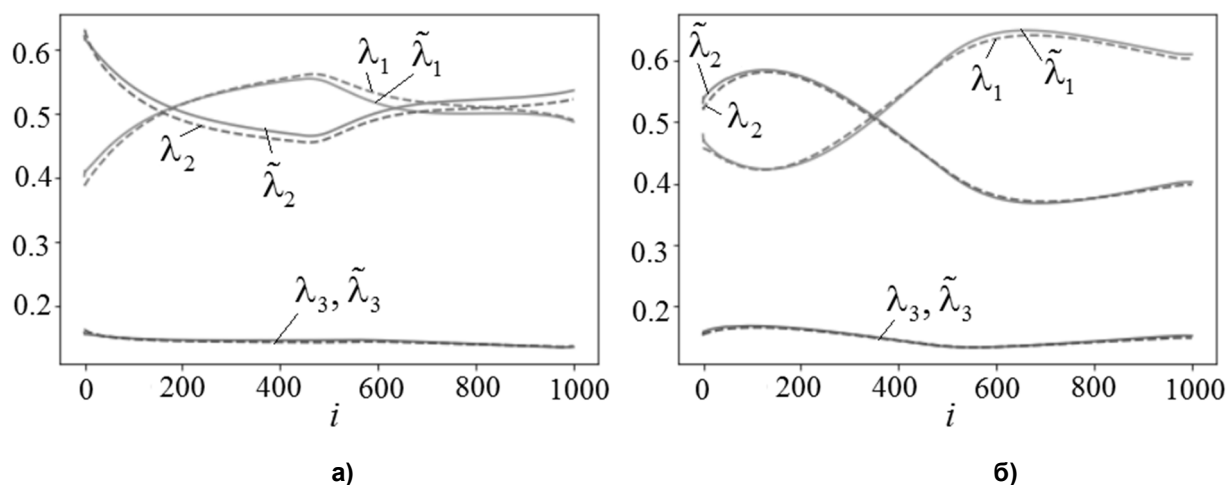


Рис. 2. Графики $\lambda_{1-3}(i)$ при $p \approx 1$: **а** – первый эксперимент; **б** – второй эксперимент

Fig. 2. Graphs $\lambda_{1-3}(i)$ at $p \approx 1$: **a** – first experiment; **b** – second experiment

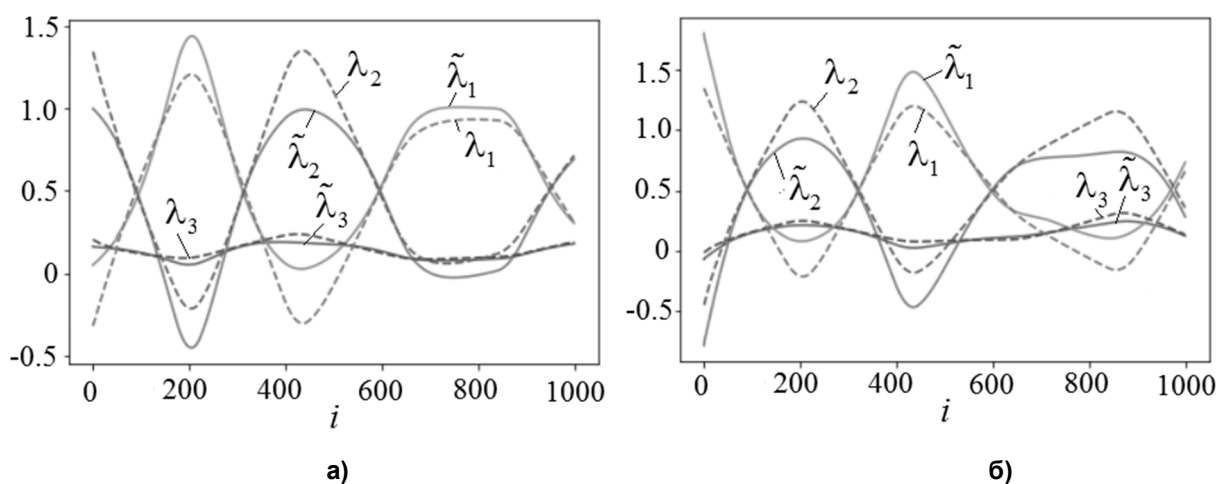


Рис. 3. Графики $\lambda_{1-3}(i)$ при $p \approx 2$: **а** – первый эксперимент; **б** – второй эксперимент

Fig. 3. Graphs $\lambda_{1-3}(i)$ at $p \approx 2$: **a** – first experiment; **b** – second experiment

На основании анализа графиков рис. 2 и рис. 3 можно сделать вывод о том, что качество предсказаний падает при повышении параметра p . Корректным считается значение $p \approx 1$.

Выводы

В данной статье рассмотрен вопрос использования предиктора реакций для выявления возможности изменения режима контактного взаимодействия. Концепция метода состоит в том, чтобы измерять расхождение между локальными

линеаризациями, параметризованными скалярной переменной, действующей как длина дискретного шага, для различных дискретных шагов. Расхождение может быть измерено в аддитивном или мультипликативном смысле.

Этот подход прост в постановке, однако существенно зависит от объема информации о направлении (или местоположении), в котором произойдет изменение режима контактного взаимодействия.

Список литературы

1. Valkyrie: Nasa's first bipedal humanoid robot / N.A. Radford, P. Strawser, K. Ham-buchen, J. S. Mehling, W. K. Verdeyen, A. S. Donnan, ... R. Berka // J. of Field Robotics. 2015. Vol. 32(3). P. 397-419.
2. Savin S., Jatsun S., Vorochaeva L. Trajectory generation for a walking in-pipe robot moving through spatially curved pipes // MATEC Web of Conf. EDP Sciences. 2017. Vol. 113. P. 1-5.
3. Development on walking robot for underwater inspection / J. Akizono, M. Iwasaki, T. Nemoto, O. Asakura // Advanced Robotics. 1989. P. 652-663.
4. Vukobratović M., Borovac B. Zero-moment point—thirty five years of its life // Intern. J. of humanoid robotics. 2004. Vol. 1(01). P. 157-173.
5. Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point / S. Kajita, F. Kanehiro, K. Kaneko, K. Fujiwara, K. Harada, K. Yokoi, H. Hirukawa // Robotics and Automation: Proc. IEEE Intern. Conf. 2003. Vol. 2. P. 1620-1626.
6. Caron S., Pham Q.-C., Nakamura Y. Stability of surface contacts for humanoid robots: Closed-form formulae of the contact wrench cone for rectangular support areas // ICRA: Proc. IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation. Seattle, WA, USA, 2015. P. 5107-5112.
7. Levine S., Wagener N., Abbeel P. Learning contact-rich manipulation skills with guided policy search // ICRA: Proc. IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation. Seattle, WA, USA, 2015. arXiv preprint arXiv:1501.05611.
8. Sim-to-real: Learning agile locomotion for quadruped robots / J. Tan, T. Zhang, E. Coumans, A. Iscen, Y. Bai, D. Hafner, V. Vanhoucke // arXiv preprint arXiv:1804.10332. 2018.

9. Savin S., Khusainov R., Klimchik A. Admissible region ZMP trajectory generation for bipedal robots walking over uneven terrain // *Zavalishin's Readings: Proc. 14th Intern. Conf. on Electromechanics and Robotics*. Springer, Singapore, 2020. P. 125-136.
10. Savin S. Neural Network-Based Reaction Estimator for Walking Robots // *RusAutoCon: Proc. IEEE Intern. Russian Automation Conf.* Sochi, Russia, 2018. P. 1-6.
11. Aghili F. A unified approach for inverse and direct dynamics of constrained multi-body systems based on linear projection operator: applications to control and simulation // *IEEE Transactions on Robotics*. 2005. Vol. 21(5). P. 834-849.
12. Laine F., Tomlin C. Efficient Computation of Feedback Control for Constrained Systems // *arXiv preprint arXiv:1807.00794*. 2018.

References

1. Radford N.A., Strawser P., Hambuchen K., Mehling J. S., Verdeyen W. K., Donnan A. S., ... Berka R. Valkyrie: Nasa's first bipedal humanoid robot. *J. of Field Robotics*, 2015, vol. 32(3), pp. 397-419.
2. Savin S., Jatsun S., Vorochaeva L. Trajectory generation for a walking in-pipe robot moving through spatially curved pipes. *MATEC Web of Conf. EDP Sciences*, 2017, vol. 113, pp. 1-5.
3. Akizono J., Iwasaki M., Nemoto T., Asakura O. Development on walking robot for underwater inspection. *Advanced Robotics*, 1989, pp. 652-663.
4. Vukobratović M., Borovac B. Zero-moment point—thirty five years of its life. *Intern. J. of humanoid robotics*, 2004, vol. 1(01), pp. 157-173.
5. Kajita S., Kanehiro F., Kaneko K., Fujiwara K., Harada K., Yokoi K., Hirukawa H. Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point. *Robotics and Automation: Proc. IEEE Intern. Conf.*, 2003, vol. 2, pp. 1620-1626.
6. Caron S., Pham Q.-C., Nakamura Y. Stability of surface contacts for humanoid robots: Closed-form formulae of the contact wrench cone for rectangular support areas. *ICRA: Proc. IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation*, Seattle, WA, USA, 2015, pp. 5107-5112.
7. Levine S., Wagener N., Abbeel P. Learning contact-rich manipulation skills with guided policy search. *ICRA: Proc. IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation*. Seattle, WA, USA, 2015. *arXiv preprint arXiv:1501.05611*.
8. Tan J., Zhang T., Coumans E., Iscen A., Bai Y., Hafner D., Vanhoucke V. Sim-to-real: Learning agile locomotion for quadruped robot. *arXiv preprint arXiv:1804.10332*. 2018.
9. Savin S., Khusainov R., Klimchik A. Admissible region ZMP trajectory generation for bipedal robots walking over uneven terrain. *Zavalishin's Readings: Proc. 14th Intern. Conf. on Electromechanics and Robotics*. Springer, Singapore, 2020, pp. 125-136.

10. Savin S. Neural Network-Based Reaction Estimator for Walking Robots. RusAuto-Con: Proc. IEEE Intern. Russian Automation Conf. Sochi, Russia, 2018, pp. 1-6.
11. Aghili F. A unified approach for inverse and direct dynamics of constrained multi-body systems based on linear projection operator: applications to control and simulation. *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, vol. 21(5), pp. 834-849.
12. Laine F., Tomlin C. Efficient Computation of Feedback Control for Constrained Systems. arXiv preprint arXiv:1807.00794. 2018.

Информация об авторах / Information about the Authors

Савин Сергей Игоревич, кандидат технических наук, старший научный сотрудник лаборатории мехатроники, управления и прототипирования, Университет Иннополис, г. Иннополис, Российская Федерация, e-mail: s.savin@innopolis.ru

Sergey I. Savin, Cand. of Sci. (Engineering), Higher Senior Officer, Laboratory of Mechatronics, Management and Prototyping, Innopolis University, Innopolis, Russian Federation
e-mail: s.savin@innopolis.ru

Ворочаева Людмила Юрьевна, кандидат технических наук, доцент кафедры механики, мехатроники и робототехники, ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет», г. Курск, Российская Федерация, e-mail: mila180888@yandex.ru

Lyudmila Yu. Vorochaeva, Cand. of Sci. (Engineering), Associate Professor, Department of Mechanics, Mechatronics and Robotics, Southwest State University, Kursk, Russian Federation
e-mail: mila180888@yandex.ru

Мальчиков Андрей Васильевич, кандидат технических наук, доцент кафедры механики, мехатроники и робототехники, ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет», г. Курск, Российская Федерация, e-mail: zveroknnp@gmail.com

Andrey V. Malchikov, Cand. of Sci. (Engineering), Associate Professor, Department of Mechanics, Mechatronics and Robotics, Southwest State University,
e-mail: zveroknnp@gmail.com

Салихзянов Алек Марселевич, студент, Университет Иннополис, г. Иннополис, Российская Федерация, e-mail: a.salikhzyanov@innopolis.ru

Alek M. Salikhzyanov, Student, Innopolis University, Innopolis, Russian Federation,
e-mail: a.salikhzyanov@innopolis.ru

Заляев Эдуард Маратович, студент, Университет Иннополис, г. Иннополис, Российская Федерация, e-mail: e.zalyaev@innopolis.ru

Eduard M. Zalyaev, Student, Innopolis University, Innopolis, Russian Federation,
e-mail: e.zalyaev@innopolis.ru