

Ю.А. Жуков, Е.Б. Коротков, А.В. Мороз

**НЕЙРОСЕТЕВОЕ РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ УПРАВЛЕНИЯ ГЕКСАПОДОМ
ДЛЯ ВСТРАИВАЕМОЙ ПЛАТФОРМЫ NVIDIA JETSON***

Исследования являются частью актуальных работ, проводимых БГТУ «Военмех» им. Д. Ф. Устинова при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации по проектированию и созданию прецизионного механизма с параллельной кинематикой типа «гексапод». Появление новых встраиваемых платформ искусственного интеллекта обуславливает интерес инженеров-исследователей к реализации на их основе современных алгоритмов управления робототехническими системами. Целью настоящей работы является получение эффективных нейросетевых решений задач управления гексаподом для современной встраиваемой вычислительной платформы NVIDIA JETSON. В работе поставлены задачи управления гексаподом, к которым относятся решение прямой и обратной задач кинематики, управление силами в ногах гексапода на основе расчета обратной модели динамики, реализующие программную траекторию в декартовых координатах. Предлагается применить нейросетевой подход для решения прямой задачи кинематики и аппроксимации обратных матриц Якоби в задаче расчета обратной модели динамики. С помощью инструментального пакета Neural Network Toolbox среды Matlab обучены нейронные сети для предложенных алгоритмов. Представлены результаты выбора архитектур нейросетей для решения прямой задачи кинематики с точностью более в 10 раз превосходящей заданную погрешность системы управления гексаподом во всем рабочем диапазоне. Показана архитектура нейросети для аппроксимации обратной матрицы Якоби. Дано математическое описание нейросетевых алгоритмов управления. Описан подход к созданию программного обеспечения для встраиваемой платформы NVIDIA JETSON. Получена CUDA-реализация разработанных алгоритмов для платформы JETSON TX1, тестирование которых показало трехкратное превосходство параллельных алгоритмов в скорости решения прямой задачи кинематики по сравнению с традиционным итерационным подходом на основе метода Ньютона-Рафсона.

Гексапод, платформа Стюарта; параллельные роботы; управление; прямая задача кинематики; матрица Якоби; обратная модель динамики; искусственные нейронные сети; встраиваемая система; CUDA; NVIDIA JETSON; Neural Network Toolbox; Matlab.

Yu.A. Zhukov, E.B. Korotkov, A.V. Moroz

**NEURAL NETWORK SOLUTIONS FOR THE CONTROL OF HEXAPOD FOR
NVIDIA JETSON EMBEDDED PLATFORM**

This research is a part of the work implemented by BSTU "Voenmeh" under the financial support of the Ministry of Education and Science of the Russian Federation for design and development of a precision mechanism with the parallel kinematics called "Hexapod". New released embedded platforms of artificial intelligence involve the interest of research engineers to implement modern control algorithms at a new qualitative level. The purpose of this work is to obtain neural network solutions for hexapod control problems for the modern NVIDIA JETSON embedded platform. The control problems of hexapod are presented, which include solving the forward and inverse kinematics, controlling the forces at the hexapod's legs based on the computing of the inverse model of dynamics implementing the desired trajectory in Cartesian coordinates. We propose to apply the neural networks for solving the forward kinematics problem and approximating Jacobi inverse matrices in the problem of computing the inverse model of dynamics. We used the

* Настоящая работа проведена в соответствии с постановлением Правительства РФ от 09.04.2010 № 218 (ПРОЕКТ 218) в рамках НИОКТР, выполняемой при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации (договор от 01.12.2015 № 02.G25.31.0160).

Neural Network Toolbox Matlab for train neural networks and testing the proposed algorithms. The results of the training of neural networks for solving the forward kinematics problem with an accuracy of more than 10 times greater than the specified error of the control system in all workspace are presented. The architecture of the neural network for approximating the Jacobi inverse matrix is presented. The mathematical description of the neural network control algorithms is implemented. An approach to creating software for the NVIDIA JETSON embedded platform is described. The CUDA implementation of the developed algorithms for the JETSON TX1 platform was performed, testing of which showed the triple superiority of parallel algorithms in the speed of solving the forward kinematics problem compared to the traditional iterative approach based on the Newton-Raphson method.

Hexapod, Stewart platform; control; parallel robot; forward kinematic; Jacobian matrix; inverse dynamic; neural networks; CUDA; NVIDIA JETSON; Neural Network Toolbox; Matlab.

Введение. В БГТУ «Военмех» и АО «ИСС» им. М.Ф. Решетнева ведется совместная актуальная работа по созданию ряда многостепенных механизмов с параллельной кинематикой [1, 2] (МПК) для обеспечения точного позиционирования и ориентации бортовых приборов и устройств космического назначения [3]. МПК применяются в составе множества современных мехатронных систем: для задач прецизионного наведения рефлекторов антенн [4, 5], оптических элементов телескопов; в устройствах виброгашения; в качестве манипуляторов в обрабатывающих станках робототехнических комплексов [6]; для управления авиа- и автосимуляторами и др. Объектом наших исследования является МПК («Гексапод») на основе шести линейных приводов с шаговыми двигателями, изображенный на рисунке 1. Гексапод, сконструированный по схеме платформы Стюарта [7], состоит из неподвижного основания и подвижной платформы, управляемой шестью идентичными линейными приводами – ногами (штангами, стойками). Каждая нога состоит из двух полуштанг, соединяемых шарнирами с основанием и платформой.

Задачей системы управления гексаподом является обработка заданных в декартовых координатах положения подвижной платформы относительно основания с точностью ± 10 мкм и ориентации с точностью ± 30 угл.сек. Основная сложность управления МПК заключается в том, что при регулировании в декартовых координатах требуется генерировать силы в линейных приводах – ногах гексапода. Наиболее простым и популярным подходом для решения поставленной задачи является реализация раздельного управления длинами ног гексапода [8], при котором система управления делится на шесть регуляторов каждой ногой. На вход каждого регулятора подается сигнал требуемой длины ноги, вычисляемый на основе решения обратной задачи кинематики [9], управление формируется на основе сигнала с датчика обратной связи линейного привода. Недостатки раздельного управления особенно остро проявляются при позиционировании и ориентации крупногабаритного объекта с большими моментами инерции и удаленным центром масс.



Рис. 1. Эскиз гексапода

В нашей работе исследуется подход к управлению на основе решения прямой задачи кинематики (ПЗК) [10], при котором регулирование силами ног гексапода осуществляется на основе ошибки управления в декартовых координатах. Основные трудности указанного подхода связаны с получением быстрого решения ПЗК, а также с преобразованием сигналов регулирования из пространства декартовых координат в пространство длин ног.

В работах [8–11] получено решение ПЗК с помощью итерационных численных методов, однако особый интерес представляет подход на основе искусственных нейронных сетей (ИНС). В известных работах о применении ИНС для ПЗК платформы Стюарта решена лишь часть вопросов. В [12–16] показана возможность успешного применения ИНС прямого распространения. В [17–18] оцениваются возможности рекуррентных сетей (RNN), а в работе [19] – нелинейной авторегрессионной экзогенной сети (NLARX). Появление современной встраиваемой платформы для реализации задач искусственного интеллекта в реальном времени NVIDIA JETSON [20] побуждает к разработке и применению нейросетевых алгоритмов в задачах управления гексаподами, что обуславливает актуальность тематики настоящей работы.

Цели и задачи. Целью настоящего исследования является получение эффективных нейросетевых решений задач управления гексаподом для встраиваемой платформы NVIDIA JETSON.

Задачи исследования:

- ♦ Разработка нейросетевых алгоритмов решения задач управления гексаподом.
- ♦ Реализация программного обеспечения задач управления гексаподом для платформы NVIDIA JETSON.

Задачи управления гексаподом. Для решения задач управления гексаподом, кинематическая схема которого показана на рисунке 2, введем связанную с основанием неподвижную систему координат $OXYZ$ и связанную с платформой подвижную систему координат $O'X'Y'Z'$. Определим начальное «нулевое» положение симметричного гексапода, при котором ноги имеют одинаковое удлинение. Таким образом, в этом положении система координат $O'X'Y'Z'$ относительно системы координат $OXYZ$ сдвинута по оси OZ на параметр h_0 . Численное решение задач кинематики будет зависеть от конструктивных параметров гексапода, показанных на рис. 2:

R_b, R_p – радиусы делительных окружностей основания и платформы соответственно, на которых размещены шарниры;

C_b, C_p – расстояние между смежными парами (1-2, 3-4, 5-6) шарниров основания и парами (2-3, 4-5, 6-1) шарниров платформы соответственно. Длины ног в «нулевом» положении определим, как L_0 – «нулевые длины ног». Введем номера ног, как показано на рис. 2.

В ходе проектирования конструкции гексапода выбраны следующие параметры [8]: $h_0=0,4$ м; $R_b=0,175$ м; $R_p=0,15$ м; $C_b=0,045$ м; $C_p=0,045$ м.

Положение центра O' платформы относительно неподвижной системы координат задаются с помощью декартовых координат X, Y, Z . Для определения ориентации платформы используются углы Эйлера [21] φ, θ, ψ . Таким образом, линейное положение и угловая ориентация платформы задаются вектором $\mathbf{q} = [X, Y, Z, \varphi, \theta, \psi]^T$.

Заданный *рабочий диапазон гексапода* составляет: по координате X – ± 100 мм, по координате Y – ± 100 мм, по координате Z – ± 25 мм, по угловым координатам ± 7 град.

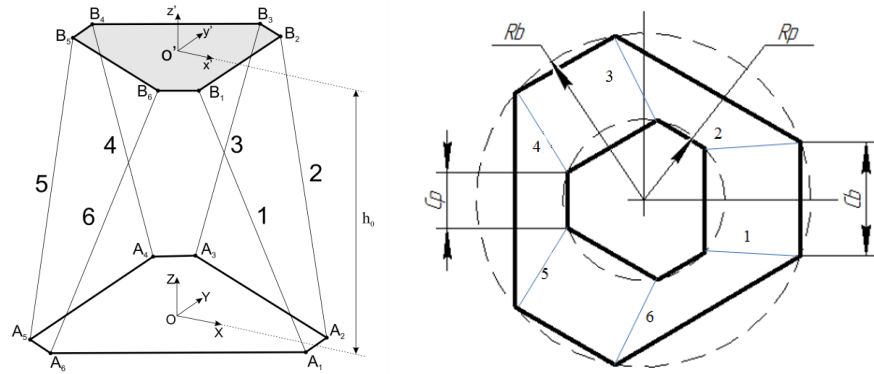


Рис. 2. Кинематическая схема и конструктивные параметры гексапода

Качественное управление гексаподом достигается при регулировании подвижной платформой в пространстве декартовых координат с решением следующих задач:

1) Обратная задача кинематики (ОЗК) – определение длин ног (полуштанг) по заданному положению и ориентации подвижной платформы, решение [8, 9] которой сводится к системе нелинейных алгебраических уравнений

$$\mathbf{L} = \mathbf{H}(\mathbf{q}), \quad (1)$$

где \mathbf{L} – вектор неизвестных длин ног, \mathbf{q} – вектор положений и ориентации гексапода. ОЗК используется для определения задающих сигналов, а также при планировании траекторий в системе управления длинами ног;

2) Прямая задача кинематики – оценка вектора положения и ориентации платформы $\hat{\mathbf{q}}_k$ по заданным длинам ног \mathbf{L}_r . Прямую задачу кинематики можно представить через нахождение обратной функции

$$\mathbf{q} = \mathbf{H}^{-1}(\mathbf{L}_r), \quad (2)$$

для решения которой, как правило, применяется итерационный численный метод Ньютона-Рафсона [8–11]

$$\hat{\mathbf{q}}_k = \hat{\mathbf{q}}_{k-1} + (\mathbf{J}(\hat{\mathbf{q}}_{k-1}))^{-1}(\mathbf{L}_r - \mathbf{H}(\hat{\mathbf{q}}_{k-1})), \quad (3)$$

где $\mathbf{J}(\hat{\mathbf{q}}_{k-1})$ – матрица Якоби [22], рассчитываемая для $k-1$ итерации оценки вектора $\hat{\mathbf{q}}_{k-1}$.

3) Управление в пространстве декартовых координатах, реализующее программное движение \mathbf{q}_p . Необходимые для его исполнения силы в ногах гексапода \mathbf{F} формируются на основе дискретного пропорционально-дифференциального (ПД) регулятора с компенсацией на базе обратной модели динамики [22]

$$\begin{cases} \mathbf{F} = (\mathbf{J}^T)^{-1} (\mathbf{F}_1 + \mathbf{F}_2) \\ \mathbf{F}_1(nT) = (K_p \mathbf{e} + K_d \dot{\mathbf{e}}) \\ \mathbf{e} = \mathbf{q}_p(nT) - \hat{\mathbf{q}}(nT) \\ \dot{\mathbf{e}} = \dot{\mathbf{q}}_p(nT) - \dot{\hat{\mathbf{q}}}(nT) \\ \mathbf{F}_2(nT) = (\mathbf{M}(\hat{\mathbf{q}}(nT)) \cdot \ddot{\mathbf{q}}_p(nT) + \mathbf{N}(\hat{\mathbf{q}}(nT), \dot{\hat{\mathbf{q}}}(nT))) \\ \dot{\hat{\mathbf{q}}}(nT) = (\mathbf{J})^{-1} \cdot \dot{\mathbf{L}}(nT) \end{cases}, \quad (4)$$

где K_p, K_d – диагональные матрицы коэффициентов настройки ПД-регулятора, $\mathbf{M}(\hat{\mathbf{q}}(nT))$ – матрица инерции подвижной платформы, $\mathbf{N}(\hat{\mathbf{q}}(nT), \dot{\hat{\mathbf{q}}}(nT))$ – матрица кориолисовых, центробежных и гравитационных сил, $\dot{\mathbf{L}}(nT)$ – скорости удлинений ног, полученные от измерительной системы гексапода, $\ddot{\mathbf{q}}_p(nT)$ – ускорение программного движения, $\hat{\mathbf{q}}(nT)$ – оценка значения вектора положения и ориентации платформы на n -ом шаге дискретного алгоритма (решение прямой задачи кинематики).

Нейросетевые алгоритмы решения задач управления гексаподом. В настоящей работе предлагается применить ИНС для решения задач управления гексаподом (3), (4) в следующих вариантах:

- 1) Прямая аппроксимация ПЗК (2) с обучением ИНС по обратной задаче (1);
- 2) Гибридный подход, при котором ИНС применяется для аппроксимации – обратной матрицы Якоби гексапода в итерационном выражении (3);
- 3) ИНС аппроксимация матриц $(\mathbf{J}^T)^{-1}$ и $(\mathbf{J})^{-1}$ в регуляторе (4).

Исследования показали, что наилучшим способом решения ПЗК является раздельная нейросетевая аппроксимация компонентов вектора \mathbf{q} , схема которого изображена на рис. 3.

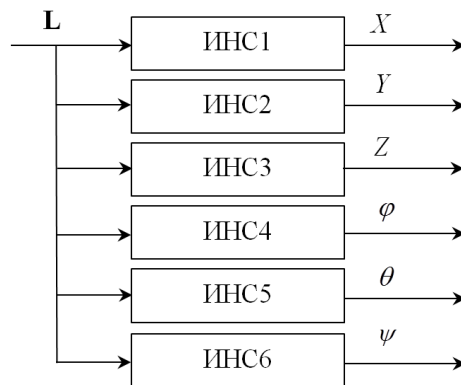


Рис 3. Схема нейросетевого решения прямой задачи кинематики

Применение указанного подхода позволяет ускорить и упростить процесс обучения и синтеза ИНС для решения ПЗК с заданной точностью, в ходе которого определяются: алгоритм формирования обучающей выборки, архитектура сети (тип сети, количество скрытых слоев, количество нейронов в каждом слое), алгоритм обучения, матричная реализация сети.

Создание и обучение нейросети, подходящей для реализации задач аппроксимации многомерных нелинейных функции, удобно выполнять, используя современные среды математического моделирования, к которым относится пакет расширения Matlab Neural Network Toolbox [23]. Инструментарий указанного пакета использован в процессе дизайна нейросетей для решения задач управления гексаподом.

Исследования показали, что заданному рабочему диапазону и требуемой точности решения ПЗК удовлетворяет архитектура трехслойной каскадной ИНС прямого распространения с двумя скрытыми слоями, архитектура которой показана на рис. 4.

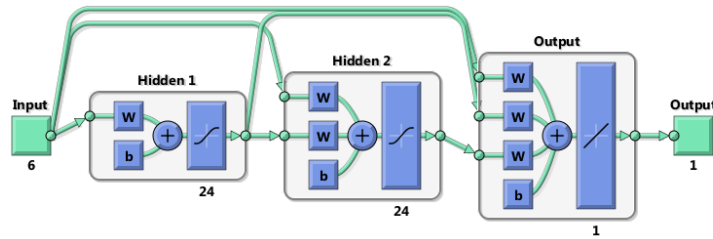


Рис. 4. Структура каскадной нейросети прямого распространения

Процедура синтеза выполнена для шести ИНС, аппроксимирующих компоненты вектора \mathbf{q} . На основе решения обратной задачи кинематики (1) сформирована обучающая выборка $\{\mathbf{L}^{lr}(\mathbf{q}^{lr}), \mathbf{q}^{lr}\}$ как линейно распределенный массив для значений рабочего диапазона гексапода. Полная размерность массива для обучающей выборки составила $6 \times P^6$ ($P=5$). Выбрана трехслойная сеть с двумя скрытыми слоями, в скрытых слоях задано 24 нейрона, применен гиперболический тангенс в качестве активационной функции. В выходном слое – линейные нейроны. В ходе обучения ИНС использован метод Левенберга–Марквардта. Выполнено 10000 эпох обучения. Для проверки точности решения сформирована тестовая выборка $\{\mathbf{L}^{test}(\mathbf{q}^{test}), \mathbf{q}^{test}\}$ размерности $6 \times P^6$ ($P=10$), рассчитана максимальная относительная ошибка решения ПЗК для тестовой выборки

$$\varepsilon_{\max} = \max_i \left| \frac{\mathbf{q}_i^{test} - \hat{\mathbf{q}}(\mathbf{L}_i^{test})}{\Delta} \right| = 6,36\%, \quad (5)$$

где Δ – допустимая погрешность позиционирования и ориентации гексапода.

Рассчитанная в соответствии с (5) точность решения ПЗК в 15,7 раз менее допустимой погрешности управления гексаподом.

Для каждой синтезированной ИНС получена матричная реализация

$$\begin{cases} \mathbf{y}_1 = \mathbf{K}_{inp}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + \mathbf{x}_{\min} \\ \mathbf{y}_2 = F_{th}(\mathbf{W}_{11}\mathbf{y}_1 + \mathbf{b}_1) \\ \mathbf{y}_3 = F_{th}(\mathbf{W}_{21}\mathbf{y}_1 + \mathbf{W}_{22}\mathbf{y}_2 + \mathbf{b}_2) \\ \mathbf{y}_{out} = \mathbf{W}_{31}\mathbf{y}_1 + \mathbf{W}_{32}\mathbf{y}_2 + \mathbf{W}_{33}\mathbf{y}_3 + \mathbf{b}_3 \\ \mathbf{y} = \mathbf{K}_{out}(\mathbf{y}_{out} - \mathbf{y}_{\min}) + \mathbf{y}_o \end{cases}, \quad (6)$$

где матрицы $\mathbf{W}_{11}, \mathbf{W}_{21}, \mathbf{W}_{31}, \mathbf{W}_{22}, \mathbf{W}_{32}, \mathbf{W}_{33}$ – задают синаптические веса в слоях нейросети, а $\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \mathbf{b}_3$ – смещения в каждом слое, их значения получены в ходе обучения ИНС; $\mathbf{K}_{inp}, \mathbf{x}_0, \mathbf{x}_{\min}$ – матрицы коэффициентов нормирования значений входа

\mathbf{x} (значений вектора длин ног \mathbf{L}); $\mathbf{K}_{out}, \mathbf{y}_0, \mathbf{y}_{min}$ – матрицы коэффициентов восстановления выхода сети \mathbf{y} определены при нормировании обучающих выборок; F_{th} – активационная функция гиперболического тангенса, находится из вычислительно эффективного выражения

$$F_{th}(z) = \frac{2}{1 + e^{-2z}} - 1.$$

Аналогичный подход применен для синтеза нейросетей аппроксимации $(\mathbf{J})^{-1}$ в выражении (3, 4) и $(\mathbf{J}^T)^{-1}$ в выражении (4). Обучена трехслойная сеть, структура которой показана на рис. 5.

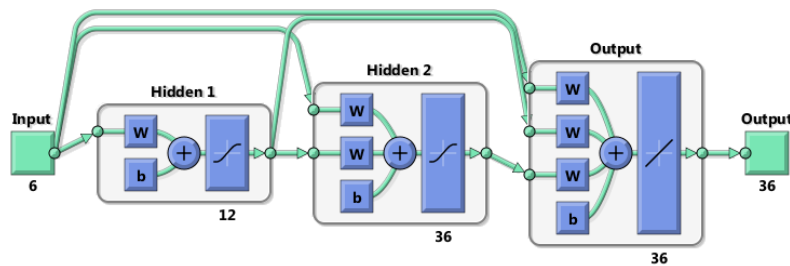


Рис. 5. Структура каскадной сети аппроксимации обратной матрицы Якоби

Значения максимальной абсолютной ошибки аппроксимации матриц Якоби на тестовой выборке для синтезированных сетей составили $\max_{i,j} \{\Delta(\mathbf{J}^{-1})_{ij}\} = 0,062$ рад/м (максимальной оказалась чувствительность к вариациям угловых координат) и $\max_{i,j} \{\Delta((\mathbf{J}^T)^{-1})_{ij}\} = 0,057$ рад/м.

Реализация алгоритмов управления для платформы JETSON. По определению NVIDIA JETSON [20] – ведущая в мире платформа вычислений для искусственного интеллекта, представляющая возможности параллельной обработки данных с ускорением на GPU для встраиваемых систем. В настоящей работе предлагается использовать платформу JETSON для решения задач управления гексаподом (3), (4).

В настоящее время доступны две реализации платформы JETSON с гибридной вычислительной структурой [20]:

- ◆ Jetson TX1 имеет 256 ядер архитектуры NVIDIA Maxwell™, и четырёх-ядерный ARM-процессор A57;
- ◆ Jetson TX2 имеет 256 ядер NVIDIA Pascal™ и 2 четырёхядерных ARM-процессора A57.
- ◆ Платформы поддерживают архитектуру параллельных программно-аппаратных вычислений CUDA [20] в операционной системе NVIDIA L4T, основанной на ядре Linux.

Из матричных реализаций ИНС (6) получены алгоритмы управления гексаподом для CUDA – архитектуры параллельных вычислений NVIDIA. Разработано программное обеспечение для среды исполнения Jetson TX1. Тестирование CUDA-реализаций алгоритмов нейросетевого управления показывает трехкратное ускорение решения ПЗК по сравнению с традиционным итерационным подходом и полуторакратное ускорение вычисления обратной матрицы Якоби.

Выводы. В ходе настоящего исследования разработаны нейросетевые алгоритмы управления гексаподом. Синтезированы искусственные нейронные сети, получена реализация алгоритмов в архитектуре CUDA для встраиваемой платформы NVIDIA JETSON. Применение параллельной программно-аппаратной вычислительной архитектуры позволяет существенно уменьшить время исполнения исследуемых алгоритмов, и таким образом повысить качественные характеристики системы управления гексаподом.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Lung-Wen T.* Robot Analysis, The Mechanics of Serial and Parallel Manipulators. – New York: Wiley, 1999. – 520 p.
2. *Merlet J.P.* Parallel Robots. – Springer, 2006. – 420 p.
3. *Коротков Е.Б., Матвеев С.А., Яковенко Н.Г.* Пути повышения качественных показателей системы управления механизмом с параллельной структурой (гексапод, трипод) на базе российских и мировых доступных электронных компонентов // Вопросы радиоэлектроники. – 2016. – № 8. – С. 85-91.
4. *Артеменко Ю.Н., Агапов В.А., Дубаренко В.В., Кучмин А.Ю.* Групповое управление актуаторами контррефлектора радиотелескопа // Информационно-управляющие системы. – 2012. – № 4. – С. 2-9.
5. *Пестерников А.А., Комаров С.А., Бойко С.О., Харитонов С.Г.* Устройство поворота рефлектора // Решетневские чтения. – 2010. – Т. 1, № 14. – С. 80-81.
6. *Рыбак Л.А., Гапоненко Е.В., Малышев Д.И.* Разработка алгоритмов и управляющих программ для реализации движений выходного звена робота-гексапода для 3d-печати прецизионных изделий // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2016. – Т. 17, № 12. – С. 821-827.
7. *Stewart D.* A platform with six degrees of freedom // Proc. of the Institution of mechanical engineers. – 1965. – Vol. 180. – P. 371-385.
8. *Жуков Ю. А., Коротков Е. Б., Слободзян Н.С.* Система управления механизмом с параллельной кинематикой для перемещения бортовых приборов КЛА на базе современного отечественного радиационно-стойкого микроконтроллера с процессорным ядром Cortex-M4F // Вопросы радиоэлектроники. – 2017. – № 7. – С. 48-54.
9. *Гавриленко В.А., Жуков Ю.А., Мороз А.В.* Реализация задач кинематики на микропроцессоре ARM-архитектуры для мехатронных систем управления гексаподом // Вопросы радиоэлектроники. – 2016. – № 8. – С. 92-98.
10. *Camra R., Bernal J., Soto I.* Kinematic Modeling and Control of the Hexapod Parallel Robot // Proceeding of American Control Conference (ACC). – 2016. – P. 1203-1208.
11. *Cardona M.N.* A new Approach for the Forward Kinematics of General Stewart-Gough Platforms // Proceedings of the 2015 IEEE Thirty Fifth Central American and Panama Convention (CONCAPAN XXXV). – 2015. – P. 1-6.
12. *Geng Z., Haynes L.* Neural network solution for the forward kinematics problem of a Stewart platform // Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. – 1991. – Vol. 3. – P. 2650-2655.
13. *Choon seng Yee, Kah-bin Lim* Forward kinematics solution of Stewart platform using neural networks. Neurocomputing. – 1997. – Vol. 16. – Issue 4. – P. 333-349.
14. *Lee Hyung Sang, Myung-Chul Han* The estimation for forward kinematic solution of Stewart platform using the neural network // Proceedings of IEEE/RSJ International Conference. Intelligent Robots and Systems. – 1999. – Vol. 1. – P. 501-506.
15. *Parikh P.J., Lam S.Y.* A Hybrid Strategy to Solve the Forward Kinematics Problem in Parallel Manipulators // IEEE Transactions on Robotics. – 2005. – Vol. 21, No. 1. – P. 18-25.
16. *Рыбак Л.А., Мамаев Ю.А., Вирабян Л.Г.* Синтез алгоритма коррекции траектории движений выходного звена робота-гексапода на основе теории искусственных нейронных сетей // Вестник Белгородского государственного технологического университета им. В.Г. Шухова. – 2016. – № 12. – С. 142-151.

17. *Xinxin Guo, Guixi Ke, Fengwu Zheng, Lijie Zhang* Forward Kinematics Analysis of the Stewart Parallel Platform Based on the Elman Recurrent Network // Proceedings of 5th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. – 2013. – Vol. 2. – P. 175-177.
18. *Mohammed A., Li S.* Dynamic Neural Networks for Kinematic Redundancy Resolution of Parallel Stewart Platforms // IEEE Transactions on cybernetics. – 2016. – Vol. 46. – Issue 7. – P. 1538-1550.
19. *Ramesh Kumar P., Bandyopadhyay B.* The forward kinematic modeling of a Stewart platform using NLARX model with wavelet network // Proceedings of 11th IEEE International Conference on Industrial Informatics. – 2013. – P. 343-348.
20. Встраиваемые системы // Официальный сайт компании NVIDIA в России. – 2018. – URL: <https://www.nvidia.ru/autonomous-machines/embedded-systems/> (дата обращения: 05.11.2018).
21. *Fu K.S., Gonzalez R.C., Lee C.S.* Robotics. Control, Sensing, Vision, and Intelligence. – New-York: McGraw-Hill, 1987. – 580 p.
22. *Джуквич Д.И., Жуков Ю.А., Коротков Е.Б., Мороз А.В., Слободзян Н.С.* Цифровое управление гексаподом на основе обратной модели динамики с реализацией на радиационно стойком ARM-микроконтроллере // Вопросы радиоэлектроники. – 2018. – № 7. – С. 103-110.
23. Neural Network Toolbox пакет расширения Matlab // Сайт центра компетенций MathWorks. 2018. 05 ноября. – URL: <https://matlab.ru/products/neural-network-toolbox/> (дата обращения: 05.11.2018).

REFERENCES

1. *Lung-Wen T.* Robot Analysis, The Mechanics of Serial and Parallel Manipulators. New York: Wiley, 1999, 520 p.
2. *Merlet J.P.* Parallel Robots. Springer, 2006, 420 p.
3. *Korotkov E.B., Matveev S.A., Yakovenko N.G.* Puti povysheniya kachestvennykh pokazateley sistemy upravleniya mekhanizmom s paralel'noy strukturoy (geksapod, tripod) na baze rossiyskikh i mirovykh dostupnykh elektronnykh komponentov [The paths of increase quality rating of control system of machine with strut-type structure as hexapod and tripod on based russian and global available electronic component], *Voprosy radioelektroniki* [Questions of radio electronics], 2016, No. 8, pp. 85-91.
4. *Artemenko Yu.N., Agapov V.A., Dubarenko V.V., Kuchmin A.Yu.* Gruppovoe upravlenie aktuatorami kontreflektora radioteleskopa [Group control actuators of contraflexure radio telescope], *Informatsionno-upravlyayushchie sistemy* [Information-control systems], 2012, No. 4, pp. 2-9.
5. *Pesternikov A.A., Komarov S.A., Boyko S.O., Kharitonov S.G.* Ustroystvo povorota reflektora [The device of rotation of reflector], *Reshetnevskie chteniya* [Reshetnev's readings], 2010, Vol. 1, No. 14, pp. 80-81.
6. *Rybak L.A., Gaponenko E.V., Malyshev D.I.* Razrabotka algoritmov i upravlyayushchikh programm dlya realizatsii dvizheniy vykhodnogo zvena robota-geksapoda dlya 3d-pechati pretsizionnykh izdeliy [Development of algorithms and control programs for the implementation of the robot-hexapod output link movements for 3D printing of precision products], *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie* [Mechatronics, automation, control], 2016, Vol. 17, No. 12, pp. 821-827.
7. *Stewart D.* A platform with six degrees of freedom, *Proc. of the Institution of mechanical engineers*, 1965, Vol. 180, pp. 371-385.
8. *Zhukov Yu.A., Korotkov E.B., Slobodzyan N.S.* Sistema upravleniya mekhanizmom s paralel'noy kinematikoy dlya peremeshcheniya bortovykh priborov KLA na baze sovremennogo otechestvennogo radiatsionno-stoykogo mikrokontrollera s protsessornym yadrom Cortex-M4F [Radiation resistant microcontroller with Cortex-M4F core based control system of parallel kinematics mechanism designed for space-craft's onboard devices movements], *Voprosy radioelektroniki* [Questions of radio electronics], 2017, No. 7, pp. 48-54.
9. *Gavrilenko V.A., Zhukov Yu.A., Moroz A.V.* Realizatsiya zadach kinematiki na mikroprotssessore ARM-arkhitektury dlya mekhatronnykh sistem upravleniya geksapodom [Kinematics Solutions on the ARM microprocessor for mechatronic control systems of hexapods], *Voprosy radioelektroniki* [Questions of radio electronics], 2016, No. 8, pp. 92-98.

10. *Campa R., Bernal J., Soto I.* Kinematic Modeling and Control of the Hexapod Parallel Robot, *Proceeding of American Control Conference (ACC)*, 2016, pp. 1203-1208.
11. *Cardona M. N.* A new Approach for the Forward Kinematics of General Stewart-Gough Platforms, *Proceedings of the 2015 IEEE Thirty Fifth Central American and Panama Convention (CONCAPAN XXXV)*, 2015, pp. 1-6.
12. *Geng Z., Haynes L.* Neural network solution for the forward kinematics problem of a Stewart platform, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1991, Vol. 3, pp. 2650-2655.
13. *Choon seng Yee, Kah-bin Lim* Forward kinematics solution of Stewart platform using neural networks, *Neurocomputing*, 1997, Vol. 16, Issue 4, pp. 333-349.
14. *Lee Hyung Sang, Myung-Chul Han* The estimation for forward kinematic solution of Stewart platform using the neural network, *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference. Intelligent Robots and Systems*, 1999, Vol. 1, pp. 501-506.
15. *Parikh P.J., Lam S.Y.* A Hybrid Strategy to Solve the Forward Kinematics Problem in Parallel Manipulators, *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, Vol. 21, No. 1, pp. 18-25.
16. *Rybak L.A., Mamaev Yu.A., Virabyan L.G.* Sintez algoritma korrektsii traektorii dvizheniya vykhodnogo zvena robota-geksapoda na osnove teorii iskusstvennykh neyronnykh setey [Correction algorithms synthesis for the motion path of the hexapod robot output link based on the theory of artificial neural networks], *Vestnik Belgorodskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo universiteta im. V.G. Shukhova* [Bulletin of Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov], 2016, No. 12, pp. 142-151.
17. *Xinxin Guo, Guixi Ke, Fengwu Zheng, Lijie Zhang* Forward Kinematics Analysis of the Stewart Parallel Platform Based on the Elman Recurrent Network, *Proceedings of 5th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics*, 2013, Vol. 2, pp. 175-177.
18. *Mohammed A., Li S.* Dynamic Neural Networks for Kinematic Redundancy Resolution of Parallel Stewart Platforms, *IEEE Transactions on cybernetics*, 2016, Vol. 46, Issue 7, pp. 1538-1550.
19. *Ramesh Kumar P., Bandyopadhyay B.* The forward kinematic modeling of a Stewart platform using NLARX model with wavelet network, *Proceedings of 11th IEEE International Conference on Industrial Informatics*, 2013, pp. 343-348.
20. Vstraivaemye sistemy [Embedded Systems], Official web site of NVIDIA Corporation, 2018. Available at: <https://www.nvidia.ru/autonomous-machines/embedded-systems/> (accessed 05 November 2018).
21. *Fu K.S., Gonzalez R.C., Lee C.S.* Robotics. Control, Sensing, Vision, and Intelligence. New-York: McGraw-Hill, 1987, 580 p.
22. *Dzhukich D.Y., Zhukov Yu.A., Korotkov E.B., Moroz A.V., Slobodzyan N.S.* TSifrovoe upravlenie geksapodom na osnove obratnoy modeli dinamiki s realizatsiey na radiatsionno stoykom ARM-mikrokontrollere [Hexapod digital control using the inverse dynamics and its implementation on the radiation-resistant ARM-microcontroller], *Voprosy radioelektroniki* [Questions of radio electronics], 2018, No. 7, pp. 103-110.
23. Neural Network Toolbox пакет расширения Matlab, Official web site of MathWorks distributor in Russia and the CIS, 2018. 05 ноября. Available at: <https://matlab.ru/products/neural-network-toolbox/> (accessed 05 November 2018).

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Л.В. Уткин

Жуков Юрий Александрович – Балтийский государственный технический университет «ВОЕНМЕХ» им. Д.Ф. Устинова; e-mail: zhkv@rambler.ru; 190005, Санкт-Петербург, ул. 1-я Красноармейская, 1, тел.: +79112354201; старший преподаватель; научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории робототехнических и мехатронных систем.

Коротков Евгений Борисович – e-mail: ebkorotkov@yandex.ru; тел.: 89219381511; к.т.н.; доцент; г.н.с. научно-исследовательской лаборатории робототехнических и мехатронных систем.

Мороз Александр Викторович – e-mail: avmor1@mail.ru; тел.: +79062664477; старший преподаватель; научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории робототехнических и мехатронных систем.

Zhukov Yuriy Aleksandrovich – Baltic State Technical University «VOENMEH»; e-mail: zhkv@rambler.ru; 1, 1st Krasnoarmeyskaya street, Saint-Petersburg, 190005, Russia; phone: +79112354201; senior lecturer; scientific employee, research laboratory of robotic and mechatronic systems.

Korotkov Evgeniy Borisovich – e-mail: ebkorotkov@yandex.ru; phone: +79219381511; cand. of eng. sc.; associate professor; chief scientific employee, research laboratory of robotic and mechatronic systems.

Moroz Aleksandr Viktorovich – e-mail: avmor1@mail.ru; phone: +79062664477; senior lecturer; scientific employee, research laboratory of robotic and mechatronic systems.

УДК 004.94

DOI 10.23683/2311-3103-2018-8-241-249

Л.В. Уткин, А.А. Мелдо, О.С. Ипатов, М.А. Рябинин

**МЕДИЦИНСКИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ НА ПРИМЕРЕ
ДИАГНОСТИКИ РАКА ЛЕГКОГО***

Учитывая стремительное развитие новых методов искусственного интеллекта и большое количество новых разработок, связанных с созданием интеллектуальных систем диагностики онкологических заболеваний, целью работы является рассмотрение особенностей таких систем и разработка перспективной архитектуры системы, повышающей эффективность их обучения и достоверность получаемых результатов диагностики. В работе предлагается краткий анализ интеллектуальных систем диагностики онкологических заболеваний на примере обнаружения рака легкого по снимкам компьютерной томографии, которая в настоящее время является основным диагностическим инструментом для определения распространенности рака лёгкого, поиска регионарных и отдаленных метастазов. Рассмотрены основные виды существующих интеллектуальных систем диагностики и дана их классификация с точки зрения использования методов обработки информации компьютерной томографии. Дано описание типовой последовательности этапов обработки изображений компьютерной томографии для обнаружения злокачественных образований в легком, которая включает такие процедуры, как сбор данных, предварительную обработку изображения, сегментацию, обнаружение образований, сокращение числа ложноположительных случаев и классификацию новообразований. Показано, что основной проблемой большинства систем дифференциальной диагностики является тот факт, что обучающая выборка содержит мало альтернативных примеров и не может быть в полной мере использована для обучения интеллектуальной системы. Для решения этой проблемы в работе предлагается новая архитектура интеллектуальной системы диагностики, позволяющая на последних этапах обработки данных существенно повысить точность классификации образований в легком. Основой этой архитектуры является симметричная нейронная сеть, которая состоит из двух одинаковых подсетей, объединенных на выходе. Процесс обучения сети использует все возможные пары образцов из базы изображений злокачественных образований, что существенно увеличивает размер обучающей выборки и позволяет устранить эффект переобучения. В процессе эксплуатации для анализа неизвестного образования на вход одной из сетей подается исследуемое изображение компьютерной томографии образца неизвестного образования, а на вход второй сети – изображение из базы злокачественных образований.

Искусственный интеллект; система диагностики; рак легкого; компьютерная томография; нейронная сеть; обработка изображений.

* Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 18-11-00078).