

ИМИТАЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ БИОПОДОБНОГО УПРАВЛЕНИЯ ОДНОЗВЕННОЙ СИСТЕМОЙ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Харитонов Л.С.

*Арзамасский политехнический институт Нижегородского государственного
технического университета им. Р.Е. Алексеева, Арзамас*

Ключевые слова: биоподобное управление, адаптивное управление, управление в условиях неопределенности, имитационное моделирование, нейросетевые модели, обучение с подкреплением, MuJoCo.

Аннотация. В статье рассматривается разработка имитационной модели биоподобного управления однозвенной системой в условиях неопределённости и переменных внешних нагрузок. Моделирование выполнено в среде MuJoCo. Модель формирует управляющий момент без использования параметров системы и количественной обратной связи, имитируя импульсное управление биологическими мышцами. Адаптивная настройка коэффициентов модели осуществляется с помощью нейросетевых алгоритмов и обучения с подкреплением. Статья может быть интересна специалистам в области мягкой робототехники, разработки протезов и искусственных конечностей, а также компьютерной анимации.

SIMULATION OF BIOMIMETIC CONTROL FOR A SINGLE-JOINT SYSTEM UNDER UNCERTAINTY

Kharitonov L.S.

*Arzamas Polytechnic Institute of R.E. Alekseev Nizhny Novgorod State Technical
University, Arzamas*

Keywords: biomimetic control, adaptive control, uncertainty control, simulation modeling, neural network models, reinforcement learning, MuJoCo.

Abstract. This article presents the development of a simulation model for biomimetic control of a single-link system under uncertainty and variable external loads. The simulation was performed in the MuJoCo environment. The model generates a control torque without relying on system parameters or quantitative feedback, instead simulating pulse-based control of biological muscles. Adaptive tuning of the model coefficients is performed using neural network algorithms and reinforcement learning. The article may be interest to specialists in soft robotics, prosthetic and artificial limb development, and computer animation.

Введение. Способность живых организмов адаптивно и эффективно управлять движениями тела давно привлекает внимание исследователей. Движения животных отличаются точностью и устойчивостью, несмотря на разнообразие внешних условий и конечных целей движения. При управлении движениями организмы сталкиваются с множеством неопределённостей, нелинейностей и задержек. Более того, организм не обладает точными данными о параметрах управляемого объекта, – например, о моментах инерции звеньев скелета, – но способен обучаться практически любому двигательному навыку методом проб и ошибок, даже в ситуациях, с которыми не сталкивались ни он сам, ни его предки.

Классические подходы к изучению и моделированию движений человека и животных базируются на экспериментальных данных и уравнениях обратной

кинематики. Однако маловероятно, что живые организмы используют обратные кинематические уравнения для управления движениями из-за их сложности и недостатка исходных данных для их решения.

С практической точки зрения актуальность исследования обусловлена возможностью применения биомиметических принципов в персонализированной и реабилитационной медицине, при разработке протезов и искусственных конечностей, в мягкой робототехнике, а также в управлении непредсказуемыми системами и компьютерной анимации.

Цель работы – разработка простейшей имитационной модели биоподобного управления однозвенной системой в условиях неопределённости.

Научная новизна заключается в разработке биоподобной симуляции, где управление осуществляется не с помощью классических регуляторов, а путём имитации нервных импульсов с использованием качественной (неколичественной) обратной связи.

Математическая модель. В качестве основной математической модели управления движениями была использована модель Пятницкого [1]. В отличие от аналогичных подходов, она базируется на аксиоматическом методе, концепции устойчивости и рассматривает процесс управления движениями в биологическом организме как процесс управления энергетическими потоками.

Рассмотрим задачу принятия и удержания позы для однозвенной модели с идеальным цилиндрическим шарниром и идеальным двигателем.

Состояние системы в терминах ошибок управления формализуется вектором $S = \{\theta, \dot{\theta}\}$, где θ соответствует ошибке по угловой координате, а $\dot{\theta}$ – ошибке по угловой скорости. В задаче принятия и поддержания позы требуется привести систему в состояние $S^* = \{\theta^*, \dot{\theta}^*\} = \{0, 0\}$ и далее удерживаться в нём.

В биологических организмах задачи управления движением решаются в условиях существенных неопределённостей. В рамках данной статьи учтём лишь следующие из них:

- невозможность использования точных данных о состоянии объекта управления: известны лишь оценки $\theta, \dot{\theta}$, получаемые от проприорецепторов [2];
- точная модель объекта управления и значения параметров (таких, как момент инерции звена, момент возмущающих сил и др.) неизвестны;
- параметры системы могут меняться с течением времени.

В соответствии с [1], существует единственный механизм формирования управляющего момента, не требующий использования точной количественной информации, имеющий вид:

$$M^{\pm}(t) = -k_1^{\pm}(t)\text{sign}(\theta) - k_2^{\pm}(t)\text{sign}(\dot{\theta}), \quad (1)$$

где символ « $\pm$ » означает знак θ и указывает, какая мышца в антагонистической паре будет задействована. Коэффициенты $k_1^{\pm}, k_2^{\pm}$ удовлетворяют ограничениям:

$$k_1^{\pm} > k_2^{\pm} + a + b > 2(a + b), \quad k_2^{\pm} > a + b, \quad k_1^{\pm} + k_2^{\pm} \leq h \quad (2)$$

где $a \geq 0$ – максимальная величина момента внешних возмущающих сил; $b \geq 0$ – максимальная величина целевого управляющего момента; $h > 0$ – максимально возможная величина управляющего ресурса.

Целевой управляющий момент (1) можно представить в виде:

$$M^{\pm}(t) = -\left[k_1^{\pm}(t) + k_2^{\pm}(t)\text{sign}(\theta\dot{\theta}) \right] \text{sign}(\theta).$$

Таким образом, с учётом представления $M = |M|\text{sign}(M)$, направление управляющего момента определяется знаком ошибки по углу, а величина управляющего момента подчиняется закону:

$$|M| = k_1^{\pm}(t) + k_2^{\pm}(t)\text{sign}(\theta\dot{\theta}), \text{sign}(M) = -\text{sign}(\theta). \quad (3)$$

Механизм (3) является нестационарным [1]: коэффициенты $k_1^{\pm}(t)$, $k_2^{\pm}(t)$ должны изменяться по закону «мгновенный скачок – монотонное убывание», что соответствует активации мышечных волокон импульсами от альфа-мотонейронов (α -МН). Каждый α -МН иннервирует группу мышечных волокон, которые вместе образуют двигательную единицу (ДЕ) [2]. Это позволяет биомеханической системе функционировать в скользящем режиме.

В рамках данной модели используем пару идеальных актуаторов-антагонистов, работающих без коактивации. Под двигателем мышечного типа будем понимать совокупность ДЕ, активируемых нервными импульсами. Управление таким двигателем сводится к тому, чтобы:

- 1) указывать, какой из антагонистов приводится в активное состояние;
- 2) задавать количество и тип ДЕ, которые требуется привести в активное состояние (рекрутирование ДЕ из мотонейронного пула);
- 3) задавать длительность межимпульсных интервалов активации ДЕ. При этом величину скачка достаточно выбрать однократно [1].

Имитационное моделирование. Перейдём к моделированию управления чёрным ящиком механической природы с использованием идеального двигателя мышечного типа. Для имитационного моделирования была выбрана физическая среда MuJoCo (Multi-Joint dynamics with Contact). Была разработана XML-модель, имитирующая локтевой сустав у человека (рис. 1). На систему действует вращательный момент силы тяжести, а на конце звена закреплён грузик, масса которого случайным образом изменяется в процессе симуляции.

Фазовая плоскость $(\theta, \dot{\theta})$ в пределах «физиологического диапазона» была разделена на прямоугольники, каждый из которых был пронумерован. Измерению состояния доступны именно индексы прямоугольников, то есть информация качественного (неколичественного) типа.

Для автоматического адаптивного подбора коэффициентов управляющего момента (3), удовлетворяющих условиям (2) в режиме реального времени использовалась нейронная сеть с двумя скрытыми слоями (по 64 нейрона), обученная с подкреплением за 100 эпизодов (по 1000 временных шагов на каждом). Обучение проводилось с использованием высокоуровневой Python-библиотеки Stable-Baselines3 и алгоритма Soft Actor-Critic (SAC) [3].

На вход нейронной сети подаются индексы прямоугольника, в котором в данный момент находится изображающая точка. На выходе сеть определяет, какой актуатор необходимо активировать (сгибатель или разгибатель), а также настраивает количество рекрутированных ДЕ и частоту их активации.

После обучения система стала достигать целевого состояния (поворота на произвольный угол в пределах рабочего «физиологического» диапазона) за $\sim 0,5$

секунды. На рисунке 2 представлен фазовый портрет, демонстрирующий, что система приходит в целевое состояние в скользящем режиме.

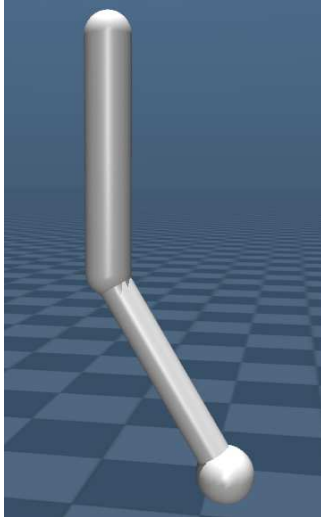


Рис. 1. Рендеринг геометрии модели MuJoCo

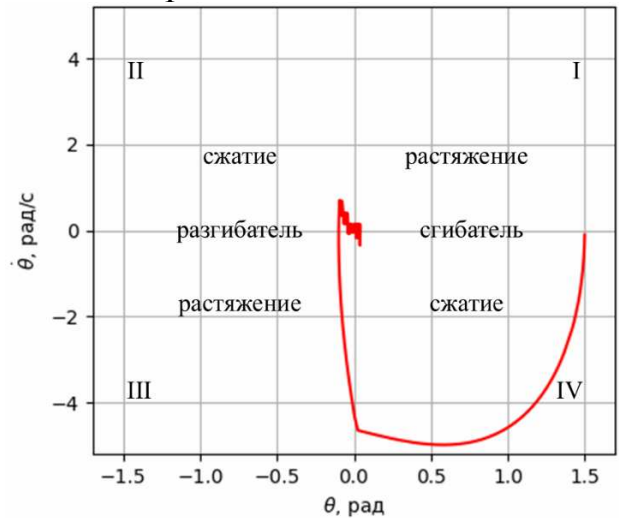


Рис. 2. Фазовый портрет системы

Движение начинается на оси θ (рис. 2), и задача обучения движению состоит в том, чтобы привести систему в целевое положение (начало координат), избегая нахождения в I и III квадрантах фазовой плоскости, которые соответствуют растяжению мышцы, или находясь в них как можно меньше времени. Наблюдается, что при изменении массы груза система кратковременно смещается в I или III квадрант, в зависимости от того, стал он легче или тяжелее, но затем быстро возвращается в целевое состояние.

Заключение. Таким образом, в работе была рассмотрена простейшая биоподобная модель управления односуставной системой, функционирующая без знания параметров и использующая неколичественную обратную связь. Управление основано на имитации импульсной активности α -мотонейронов. В перспективе планируется учёт запаздывания и шумов, разработка модели многосуставной системы и управление ей, а также реализация механизма управления на импульсной модели нейронной сети.

Список литературы

1. Пятницкий Е.С. Избранные труды: в 3 т. Том 3. Теоретическая биомеханика. Концепция управления движением в условиях неопределенности. – М.: Издательство физико-математической литературы, 2006. – 448 с.
2. Камкин А.Г., Киселева И.С. Атлас по физиологии: учебное пособие для студентов учреждений высшего профессионального образования, обучающихся по дисциплине «Физиология человека»: в 2 т. – М.: ГЭОТАР-Медиа, 2010. – 30 с.
3. Raffin A., Hill A., Gleave A., Kanervisto A., Ernestus M., Dormann N. Stable-Baselines3: Reliable Reinforcement Learning Implementations // Journal of Machine Learning Research. 2021, vol. 22, pp. 268:1-268:8.

Сведения об авторе:

Харитонов Лев Сергеевич – магистрант.