

Обучающаяся система управления локомоцией для 3D-модели нематоды *C. Elegans**

Демин¹⁾ А.В., Пальянов²⁾ А.Ю.

¹⁾ Институт систем информатики СО РАН, alexandredemin@yandex.ru

²⁾ Институт систем информатики СО РАН, palyanov@iis.nsk.su

Аннотация. В работе предлагается обучающаяся модель нейронного контура управления локомоцией нематоды *C. elegans*. При помощи реалистичного 3D-симулятора нематоды был проведен ряд успешных компьютерных экспериментов по обучению предложенной модели. Показано, что системе управления удается стабильно обучаться эффективному волнообразному способу движения вперед в среднем за 100 тактов времени. При этом наблюдается значительное визуальное сходство способа движения, найденного моделью, с движением реальной нематоды. Полученные результаты показывают, что нейронный контур управления локомоцией способен обучиться сложной волнообразной форме движения нематоды, основываясь только на опыте взаимодействия системы с окружающей средой, а предложенная модель системы управления является достаточно эффективной и может быть использована для управления сложными объектами, имеющими множество степеней свободы.

1. Введение

Нематода *C. Elegans* – единственный организм, для которого на сегодняшний день известен почти весь коннектом – совокупность нейронов, межнейронных и нейромышечных связей, клеток-сенсоров и других компонентов нервной системы и соответствующих им параметров. Однако, хотя коннектом *C. Elegans* в первом приближении был определен на основе экспериментальных данных уже более 25 лет назад [1], понять, как работает даже такая относительно простая нервная система до сих пор не удалось.

В частности, остается неизвестным, каким образом нервная система нематоды осуществляет управление локомоцией. В то время как у более развитых организмов существует так называемый «CPG» (central pattern generator) – центральный генератор ритма, у нематоды до настоящего времени он так и не был обнаружен. При этом понимание того, каким образом нервная система нематоды генерирует и распространяет волну вдоль тела, обеспечивая тем самым характерное волнообразное движение, является интересной проблемой как с теоретической точки зрения – поскольку такая форма локомоции широко используется различными видами живых организмов, начиная с простейших нематод и заканчивая змеями, так и с практической точки зрения – в задачах разработки систем управления для мобильных роботов.

В настоящее время существует несколько теорий, объясняющих работу нейронного контура управления локомоцией нематоды [2-4]. В том числе предложено несколько компьютерных моделей, имитирующих движение нематоды

* Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ №11-07-00388-а и интеграционного проекта СО РАН No.136.

и работу контура [3-4]. Однако существующие работы в большей степени сфокусированы на подборе параметров предлагаемых моделей с целью получения наиболее реалистичного движения, в то время как возможность обучения и адаптации нейронного контура даже не рассматривается.

В данной работе мы предлагаем обучающуюся модель управления локомоцией. И хотя по имеющимся данным контур управления локомоцией у реального биологического прототипа является неизменным и не способным к обучению, разработка именно обучающейся модели управления по ряду причин представляется нам более интересной и перспективной задачей. Во-первых, эксперименты с подобной моделью помогут нам ответить на вопрос, возможно ли в принципе обучить контур управления локомоцией волнообразной форме движения, основываясь только на опыте взаимодействия системы с окружающей средой. Во-вторых, известно, что нематода все же проявляет некоторые формы обучения [5], и в будущих исследованиях будет проще промоделировать данные аспекты работы нервной системы, опираясь на обучающуюся модель управления локомоцией. И, в-третьих, обучающаяся модель является более интересной и перспективной чисто с практической точки зрения, поскольку позволяет разрабатывать адаптивные системы управления, к примеру, для управления роботами.

2. Нематода *C. Elegans*

C. elegans – свободноживущая почвенная нематода, маленький червячок длиной около миллиметра. Его биологические характеристики во многом уникальны. Короткий жизненный цикл и период взросления, исчисляемый несколькими днями, сделал его чрезвычайно удобным для исследований в области генетики. В 1998 году был секвенирован геном *C. elegans*. Также заслуженное внимание на него обратили и нейробиологи. Началом крупномасштабного исследования нервной системы *C. elegans* можно считать работу [1], в которой исследована и описана структура всей нервной системы и в первом приближении получен коннектом. Как оказалось, нервная система у всех особей одного пола идентична: 302 нейрона, около семи тысяч межнейронных соединений (~5000 тысяч соединений между собой и ~2000 – между нейронами и мышцами), 95 мышечных клеток, несколько десятков сенсорных клеток разного типа и примерно 86 соединений между нейронами и сенсорными клетками [1].

Ещё одно существенное достоинство этого организма в плане моделирования – прозрачность в оптическом диапазоне. Более сложные организмы имеют свойство надёжно защищать свою центральную нервную систему – у всех позвоночных мозг скрыт внутри черепной коробки, а насекомые и ракообразные обзавелись прочным внешним каркасом. Всё это не позволяет без дополнительных ухищрений наблюдать их мозг, особенно под микроскопом, непосредственно в живом организме, а для *C. elegans* при определенных условиях это возможно. Существуют сотни микрофотографий отдельных нейронов, их отростков, мышечных клеток и иных иллюстраций внутреннего строения данного организма при высоком разрешении.

При относительно простой нервной системе организм обладает широким спектром поведенческих реакций. До 1990 года никто не рассматривал все-

Обучающаяся система управления локомоцией модели нематоды

рвез способность *C. elegans* к пластичности поведения и использование опыта для обучения, однако затем в результате ряда работ мнение учёных на этот счёт значительно поменялось. Оказалось, что нематода может обучаться: приближаться или, наоборот, избегать источников вкуса, запаха или изменений температуры, которые на основе прежнего опыта позволяют прогнозировать наличие или отсутствие еды. Также червь проявляет ассоциативные формы обучения, такие, как выработка классического и дифференцированного условного рефлекса, и обладает способностями к краткосрочной и долгосрочной памяти [5]. Эти свойства, являющиеся фундаментальными для любой более-менее развитой нервной системы, представляют особенный интерес для исследования, далеко выходящий за рамки нематоды.

3. Симулятор

Для проведения экспериментов с предложенной моделью управления локомоцией был использован интерактивный 3D-симулятор нематоды с графическим интерфейсом, предназначенный для объединения имеющихся и будущих данных о системах червя (сенсорной, нервной, мышечной и др.) [6-7].

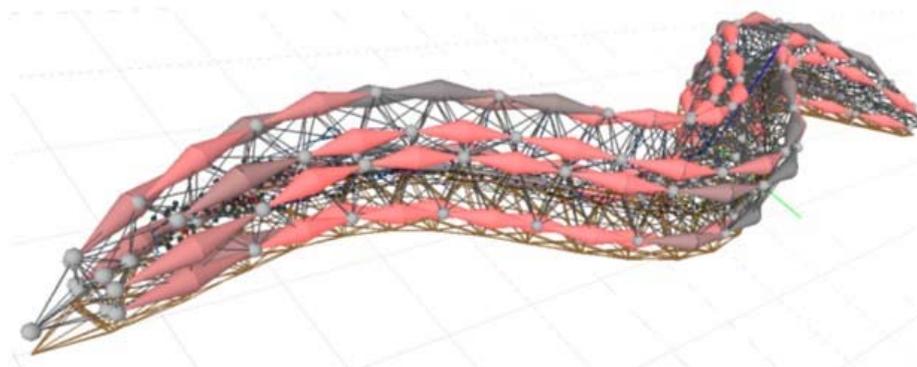


Рис. 1. «Скриншот» 3D-симулятора *C. elegans*, иллюстрирующий общий вид модели

Ядром симулятора является физический движок, позволяющий конструировать сложные объекты из набора следующих примитивов: массовые точки, пружины (соединяющие пару массовых точек), мышечные клетки (активные пружины, которые могут сокращаться пропорционально интенсивности сигнала, поступающего от мотонейрона), и два других типа – нейрон и соединение между двумя нейронами или между нейроном и мышцей. Любая конфигурация из вышеупомянутых объектов может быть создана в виртуальном окружении, в данном случае – модель тела червя и его мышечной системы. Взаимосвязи между ее объектами описываются системой линейных дифференциальных уравнений, также учитывающей внешние силы – гравитацию, реакцию опоры (от поверхности и препятствий), силу трения покоя/скольжения, а также рассеивание энергии в результате работы пружин. Они численно интегрируются с шагом по времени $dt \sim 10^{-3}$ с. Каждый объект, принадлежащий одному из вышеупомяну-

тых классов, визуализируется в 3D сцене и может быть выбран мышкой для просмотра/изменения его свойств. Описываемый прототип программного комплекса был реализован на языке C++, а для визуализации использован OpenGL.

Тело взрослой особи *C. elegans* имеет веретенообразную форму, длину около 1 мм и диаметр 60..80 мкм в центральной части. Эластичная внешняя оболочка заполнена жидкостью под давлением, что, с одной стороны, поддерживает форму тела, а с другой – обеспечивает его гибкость. Наша физическая модель тела червя представлена сложной периодической конструкцией, образованной из массивов точек и пружинных соединений, часть из которых соответствует внешней оболочке, а часть имитирует «внутреннее давление» (рис. 1). Профиль диаметра тела вдоль оси голова-хвост воспроизведен в соответствии с [8]. Предложенная конструкция обеспечивает адекватную гибкость системы, позволяя принимать характерные положения тела – синусоидальную форму, а также так называемые «omega-turn» и «coil».

Модель тела червя включает 26 подобных друг другу по структуре сегментов тела, а также головной и хвостовой сегменты. Объекты, моделирующие мышечные клетки, связаны с телом модели червя в соответствии со схемой, приведенной в [8], что обеспечивает достаточно точную аппроксимацию реальной мышечной системы взрослой особи.

4. Система управления локомоцией

Одна из правдоподобных теорий о работе нейронного контура, обеспечивающего волнообразное движение нематоды, основана на предположении о существовании так называемого рецептора растяжения, чувствительного к изгибу тела [2]. В работах [2-3] было показано, что сложное волнообразное движение нематоды, если допустить существование рецептора растяжения, может быть получено даже при помощи очень простой модели нейронной сети.

В нашей модели мы, вслед за работами [2-3], также опираемся на предположение о существовании рецептора растяжения. В соответствии с этим предположением головной сегмент нематоды выступает в качестве источника колебаний, основываясь только на обратной связи от рецептора растяжения. Далее сигнал распространяется по телу нематоды с некоторой временной задержкой, обеспечивая тем самым волнообразное движение.

В нашей работе мы выбрали нейронный контур, состоящий из 12 нейронов (рис. 2). Каждый нейрон N_i , $i = 1, \dots, 12$ контролирует 8 мышечных клеток – по две спаренные клетки из каждой группы мышц: DR_{2i-1} , DR_{2i} , DL_{2i-1} , DL_{2i} , VR_{2i-1} , VR_{2i} , VL_{2i-1} , VL_{2i} . Исключение составляет последний нейрон N_{12} , который контролирует только 7 мышечных клеток, поскольку группа VL , в отличие от остальных групп, содержит 23, а не 24 клетки.

Головной нейрон N_1 получает на вход информацию от рецептора растяжения в головном сегменте, который моделируется как угол сгиба между головным и последующим сегментом. Помимо этого на вход нейрона по обратным связям поступает сигнал от его собственного выхода с временной задержкой

Обучающаяся система управления локомоцией модели нематоды

кой Δt . Остальные нейроны N_i , $i = 2, \dots, 12$ получают на свой вход только сигнал от выхода предыдущего нейрона N_{i-1} с временной задержкой Δt .

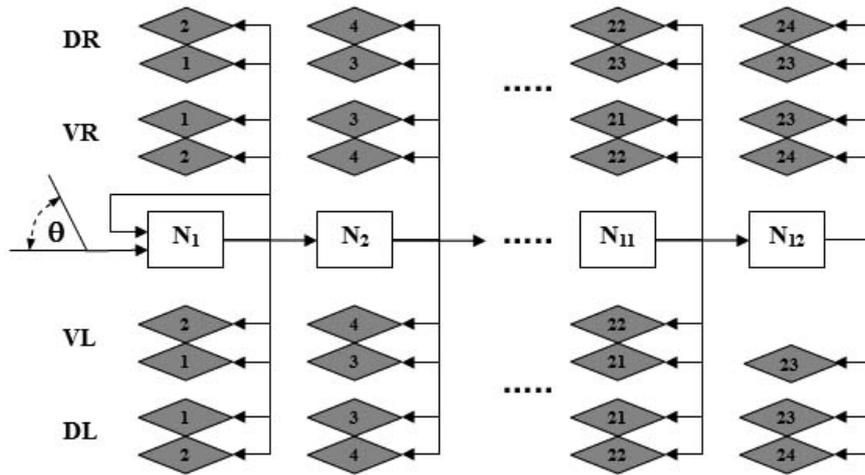


Рис. 2. Схема нейронного контура управления локомоцией

Работа нейронов определяется множеством логических закономерностей с оценками, имеющих следующий вид:

$$\underbrace{Input_1, \dots, Input_n}_{\text{Вход нейрона}}, \underbrace{Output}_{\text{Выход нейрона}} \rightarrow \underbrace{reward}_{\text{Награда}}, \quad (1)$$

где $Input_1, \dots, Input_n$ – множество предикатов, описывающих входящие сигналы нейрона, $Output$ – предикат, описывающий выходящий сигнал нейрона, $reward$ – награда, максимизация которой является постоянной задачей всего нейронного контура. Данные закономерности предсказывают, что если на вход нейрона будут поданы сигналы, описываемые предикатами $Input_1, \dots, Input_n$, и нейрон подаст на свой выход сигнал, описываемый предикатом $Output$, то математическое ожидание награды будет равно некоторой величине r .

Множество входных и выходных предикатов для нейронов задается путем квантования диапазона возможных значений соответствующих входов и выходов нейрона. Награда для всего нейронного контура управления локомоцией определяется в зависимости от величины скорости, которую разовьет нематода на отрезке времени Δt : чем выше скорость – тем больше награда.

Функционирование нейрона происходит следующим образом. Предположим, что в некоторый момент времени на вход нейрона поступает набор входящих сигналов. В процессе принятия решения нейрон отбирает среди множе-

ства закономерностей, определяющих его работу, все такие закономерности, у которых предикаты $Input_1, \dots, Input_n$ из условия правила выполняются на текущем наборе входящих сигналов. Затем среди всех отобранных закономерностей выбирается одна закономерность R_{best} , имеющая максимальное значение математического ожидания награды r . После чего на выход нейрона подается выходной сигнал $Output$, указанный в условии закономерности R_{best} .

В начальной стадии функционирования нейрона, когда множество закономерностей, описывающих работу нейрона еще пусто, либо когда нет правил, применимых к текущему набору входящих сигналов, выход нейрона определяется случайным образом.

Обучение нейрона заключается в нахождении множества закономерностей вида (1), определяющих его работу. Для нахождения закономерностей используется алгоритм семантического вероятностного вывода, описанный в работах [9-10], при помощи которого анализируется множества данных, хранящих статистику работы нейрона (вход-выход нейрона и полученная награда) и извлекаются все статистически значимые закономерности вида (1).

Поскольку нейроны N_2, \dots, N_{12} имеют одинаковую структуру входных и выходных связей, то для увеличения скорости обучения этих нейронов мы решили объединить их опыт. Т.е. при обучении каждого конкретного нейрона из этой группы мы, помимо его собственной статистики, также использовали статистику работы всех остальных нейронов группы. Конечно, объединяя опыт данных нейронов, мы несколько ограничиваем возможные способы локомоции, которые могут быть обнаружены в ходе обучения, однако взамен мы получаем значительное увеличение скорости обучения.

5. Результаты

Используя интерактивный 3D-симулятор нематоды, мы провели ряд успешных экспериментов по обучению предложенной модели системы управления локомоцией. Как показывают результаты экспериментов, системе управления удастся стабильно обучаться эффективному волнообразному способу движения вперед в среднем за 100 тактов работы нейронного контура. Примечательно, что при визуальном сравнении способа движения, найденного моделью, с движением биологического прототипа, отмечается их совпадение. На рис. 3 приведены найденные системой в ходе обучения оптимальные последовательности движений при перемещении вперед.

Таким образом, полученные результаты показывают, что нейронный контур управления локомоцией способен обучиться сложной волнообразной форме движения нематоды, основываясь только на опыте взаимодействия системы с окружающей средой. С практической точки зрения, результаты экспериментов показывают, что предложенная в данной работе модель системы управления является достаточно эффективной и может быть использована для управления сложными объектами, имеющими множество степеней свободы.

Обучающаяся система управления локомоцией модели нематоды

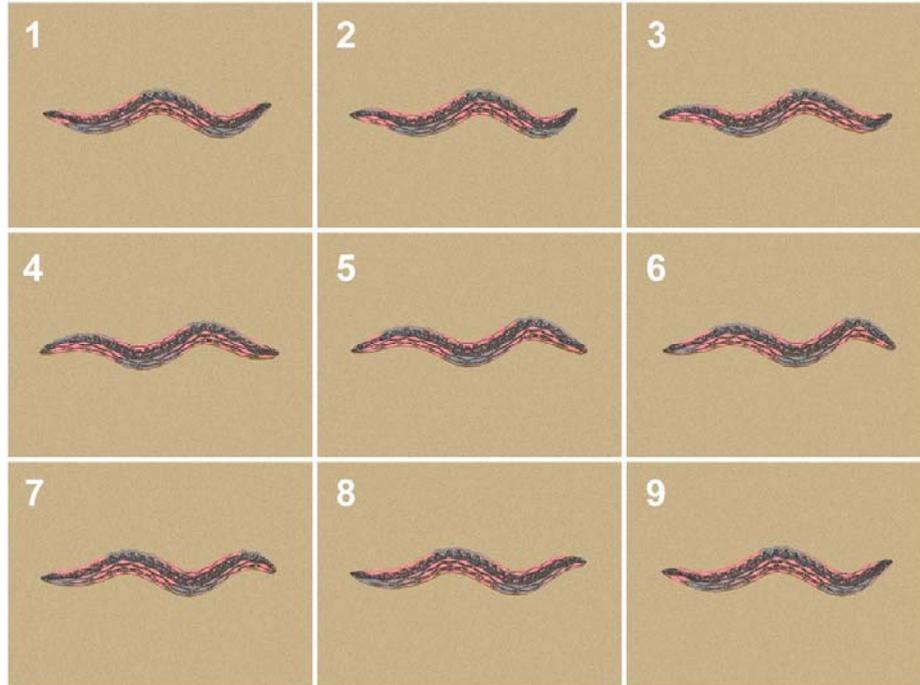


Рис. 3. Последовательность движений при перемещении вперед

Литература

1. White J.G., Southgate E., Thomson J.N., Brenner S. The structure of the nervous system of the nematode *C. elegans* (the mind of a worm) // *Philos. Trans. R. Soc. London* 314B, 1986. – p. 1–340.
2. Niebur E., Erdős P. Theory of the locomotion of nematodes // *Biophysical Journal*, 60. – 1991. – pp. 1132-1146.
3. Bryden J.A., Cohen N. A simulation model of the locomotion controllers for the nematode *Caenorhabditis elegans* // *Proceedings of the eighth international conference on the simulation of adaptive behavior*. – MIT Press, 2004. – pp. 183-192.
4. Mailler R., Avery J., Graves J., Willy N. A biologically accurate 3D model of the locomotion of *Caenorhabditis Elegans* // *BioSciencesWorld, The First International Conference on Biosciences*. – 2010. – pp.84-90.
5. Rankin C.H. Invertebrate learning: what can't a worm learn? // *Current Biology*, 14(15), 2004. – p. 617-618.
6. Пальянов А.Ю., Диберт А.А. Программная среда для изучения и моделирования нейромускульной системы нематоды *C. Elegans* в физическом окружении // *Перспективы Систем Информатики, рабочий семинар «Научное программное обеспечение»*. – 2009. – С. 215-220.
7. Palyanov A., Khayrulin S., Larson S.D., Dibert A. Towards a virtual *C. elegans*: A framework for simulation and visualization of the neuromuscular system in a 3D physical environment // *Silico Biology*. – 2012. – 11 (3). – pp. 137-147.
8. Altun Z.F. and Hall D.H. Muscle system, somatic muscle. In *WormAtlas*. <http://www.wormatlas.org>, 2009.

Демин А.В., Пальянов А.Ю.

9. Витяев Е.Е. Извлечение знаний из данных. Компьютерное познание. Модели когнитивных процессов. – Новосибирск: НГУ, 2006. – 293 с.
10. Демин А.В., Витяев Е.Е. Логическая модель адаптивной системы управления // Нейроинформатика. – 2008. – Т. 3. – № 1. – С. 79-107.
<http://www.niisi.ru/iont/ni/Journal/V3/N1/DeminVityaev.pdf>

Статья поступила 22 октября 2012 г.