

ОБУЧАЮЩАЯСЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ ПОВЕДЕНИЕМ НЕМАТОДЫ *C.ELEGANS**

Демин А.В., к.ф.-м.н.

Институт систем информатики СО РАН

e-mail: alexandredemin@yandex.ru

Витяев Е.Е., д.ф.-м.н.

Институт математики СО РАН

e-mail: evgenii.vityaev@math.nsc.ru

1. ВВЕДЕНИЕ

Нематода *C. elegans* – единственный на сегодняшний день организм, для которого 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], разобраться в механизмах работы даже такой относительно простой нервной системы не удалось до сих пор.

В частности, остается неизвестным, каким образом нервная система нематоды осуществляет управление локомоцией. У организмов с более сложной организацией нервной системы обнаружены так называемые «CPG» (central pattern generator) – центральные генераторы ритма, тогда как у нематоды подобная структура отсутствует. Однако, так или иначе, нервная система нематоды генерирует и распространяет вдоль тела паттерн, задающий мышечную активность, обеспечивающую характерное волнообразное движение. Исследование принципа, в соответствии с которым это происходит, 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.

*Работа выполнена при финансовой поддержке интеграционного проекта СО РАН №136, интеграционного проекта РАН №15/10 и гранта РФФИ №11-07-0388-а

Другой интересной задачей является исследование нейронных механизмов ориентации нематоды при хемотаксисе - целенаправленном движении в сторону увеличения химической концентрации вещества, ассоциированного с пищей. Известно, что нематода осуществляет хемотаксис, оценивая концентрацию только в одной точке пространства. Таким образом, чтобы осуществлять хемотаксис нематода должна иметь возможность оценивать направление градиента химической концентрации во время своего движения. Вероятнее всего, нематода «вычисляет» градиент концентрации во время колебательных движений головы вправо и влево, и, комбинируя эти показания, формирует дополнительное воздействие на контур управления локомоцией, в результате чего осуществляется поворот в нужную сторону. В настоящее время удалось выявить все нейроны, отвечающие за управление хемотаксисом у нематоды. Однако, как и в случае управления локомоцией, остается не понятным каким образом работает выявленный нейронный контур.

В настоящее время существует несколько теорий, объясняющих работу нейронных контуров управления локомоцией [2-4] и хемотаксисом [] нематоды. В том числе предложено несколько компьютерных моделей, имитирующих движение нематоды, работу двигательного нейронного контура [3-4] и управление хемотаксисом []. 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 хемотаксисом, разработка которой 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 искусственную систему управления сложным формам поведения, демонстрируемым живыми существами, основываясь только на опыте взаимодействия системы с окружающей средой. Во-вторых, обучающаяся модель является весьма интересной и перспективной с чисто практической точки зрения, поскольку позволяет разрабатывать адаптивные системы управления, к примеру, для управления роботами.

2. СИМУЛЯТОР

Для проведения экспериментов с предложенной моделью мы использовали интерактивный 3D-симулятор нематоды с графическим интерфейсом, предназначенный для объединения имеющихся и буду-

щих данных о системах червя (сенсорной, нервной, мышечной и др.) [6].

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, так же 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 $dt \sim 8 \cdot 10^{-3}$ с. Каждый объект, принадлежащий одному из вышеупомянутых классов, визуализируется в 3D сцене.

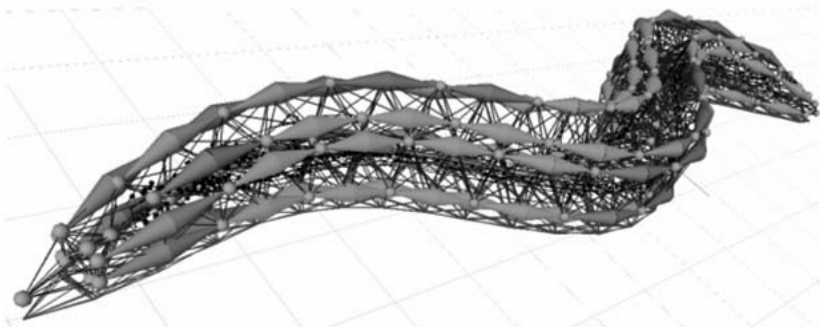


Рис. 1. «Скриншот» 3D-симулятора нематоды *C.Elegans*

Тело взрослой особи *C. elegans* имеет веретенообразную форму, длину около 1 мм и диаметр 60..80 μm 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 массовых точек и пружинных соединений, часть из которых соответствует внешней оболочке, а часть имитирует «внутреннее давление» (рис. 1), поддерживающее форму тела нематоды. Предложенная конструкция обеспечивает адекватную гибкость системы, позволяя принимать характерные для нематоды положения тела.

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 [7], что обеспечивает достаточно точную аппроксимацию реальной мышечной системы взрослой особи.

3. 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 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 .

Работа нейронов определяется множеством логических закономерностей [ссылку на наши работы] с оценками, имеющих следующий вид:

$$\underbrace{\text{Input}_1, \dots, \text{Input}_n}_{\text{Вход нейрона}}, \underbrace{\text{Output}}_{\text{Выход нейрона}} \rightarrow \underbrace{\text{reward}}_{\text{Награда}}, \quad (1)$$

где $\text{Input}_1, \dots, \text{Input}_n$ – 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 $\text{Input}_1, \dots, \text{Input}_n$, и нейрон подаст на свой выход сигнал, описываемый предикатом Output , то математическое ожидание награды будет равно некоторой величине r .

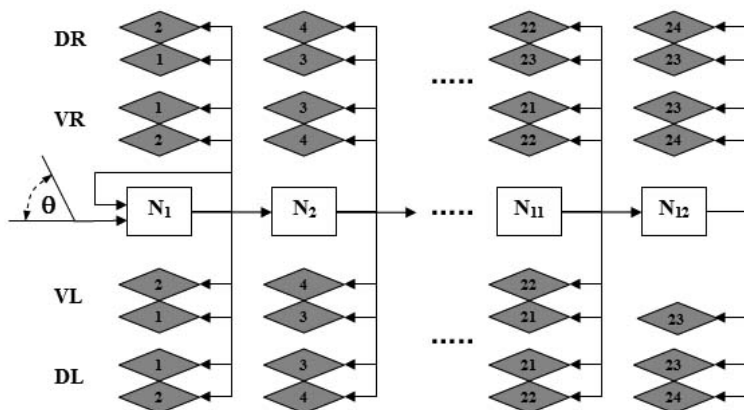


Рис. 2. Схема нейронного контура управления локомоцией

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 множества закономерностей, определяющих его работу, все такие закономерности, у которых предикаты $\text{Input}_1, \dots, \text{Input}_n$ 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 работе [8] (неверная ссылка), 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.

4. ЭКСПЕРМЕНТЫ ПО ОБУЧЕНИЮ ЛОКОМОЦИИ

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 рисунке 3 приведены найденные системой в ходе обучения оптимальные последовательности движений при перемещении вперед.

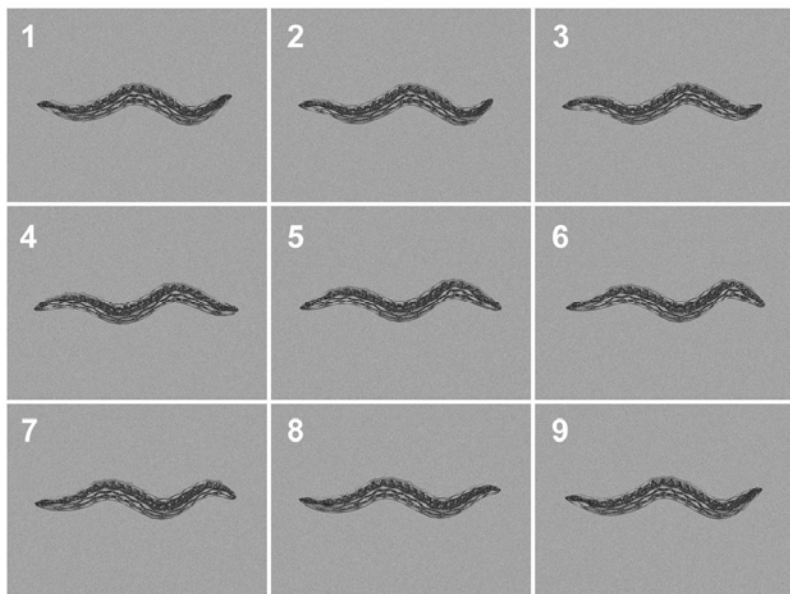


Рис. 3. Последовательность движений при перемещении вперед

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.

5. СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ ХЕМОТАКСИСОМ

Наблюдения за живыми червями показали, что при осуществлении хемотаксиса нематоды используют длинные «пробежки», чередующиеся с «пируэтами» - резкими разворотами. Во время «пробежек» нематоды осуществляют волнообразное движение вперед с возможным смещением в сторону увеличения концентрации. Во время «пируэтов» нематоды делают резкие развороты, кардинально меняя направления своего движения, после чего продолжают «пробежку» в новом направлении.

Более детальные исследования и эксперименты с живыми червями дали следующую информацию:

- Хемотаксис нематоды не зависит от абсолютного значения концентрации.

– Хемотаксис не зависит от второй производной химической концентрации. Т.е. для управления хемотаксисом используется только направление первой производной химической концентрации.

– Если движение осуществляется вверх по градиенту химической концентрации, то с большой вероятностью осуществляется «пробежка».

– Если с течением определенного времени происходит движение вниз по градиенту химической концентрации, то значительно возрастает вероятность осуществления «пируэта».

Учитывая изложенные данные, для моделирования хемотаксиса мы решили добавили к описанному выше нейронному контуру управления локомоцией, который был предварительно обучен и зафиксирован, еще один нейронный контур, состоящий из одного нейрона N_0 (рис. 4). Выходы данного нейрона связаны с группой мышц, управляемых головным нейроном N_1 , в результате чего он может подавать на эти мышцы дополнительное возбуждающее воздействие. На свой вход нейрон получает информацию от хеморецептора в виде длительности поступления положительного или отрицательного знака изменения химической концентрации.

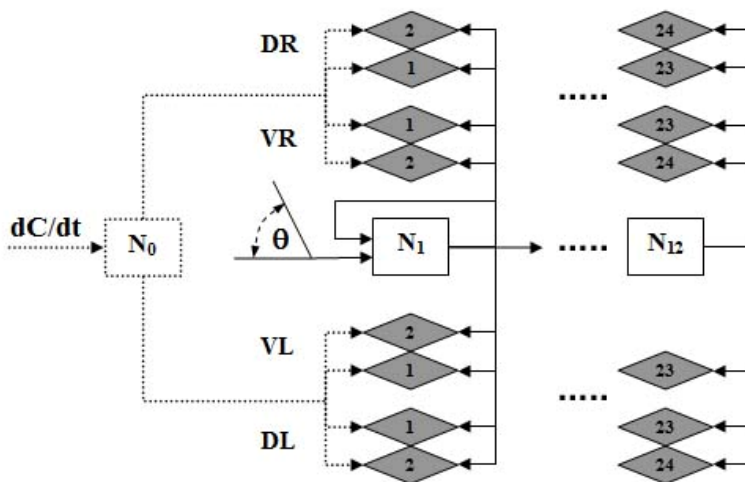


Рис. 4. Схема нейронного контура управления локомоцией и хемотаксисом

Для обучения нейрона N_0 в качестве награды была использована величина изменения химической концентрации за один такт работы нейронного контура.

5. ЭКСПЕРИМЕНТЫ ПО ОБУЧЕНИЮ ХЕМОТАКСИСУ

При помощи 3D-симулятор нематоды мы провели серию экспериментов по обучению хемотаксису. Функция концентрации в экспериментах была задана следующей формулой:

$$C(x, y) = e^{-a((x-x_0)^2 + (y-y_0)^2)},$$

где (x_0, y_0) – пик концентрации. Для обеспечения непрерывности обучения каждый раз, когда нематода приближалась к пику концентрации на достаточно близкое расстояние, пик концентрации случайным образом смещался в новую точку. На рисунке 5 приведен снимок экрана симулятора при обучении хемотаксису, светлая полусфера в симуляторе обозначает пик концентрации.

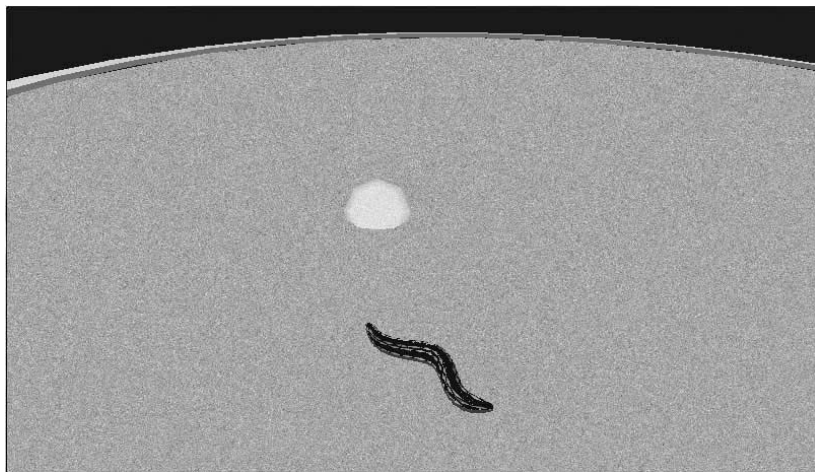


Рис. 5. «Скриншот» симулятора при обучении хемотаксису

Результаты экспериментов показали, что система управления успешно обнаруживает стратегию хемотаксиса, совпадающую со стратегией, используемой биологическим прототипом, включая «пробежки» и «пируэты», что позволяет сделать вывод о том, что данная стратегия в условиях поставленной задачи является оптимальной. Среднее время достижения системой оптимального поведения в экспериментах составило 1000 тактов работы нейронного контура.

6. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе мы предложили обучающуюся систему управления, моделирующую работу нейронных контуров управления локомоцией и хематаксисом нематоды *C.Elegans*. Проведенные эксперименты показали, что двигательная функция и связанные с ней механизмы ориентации нематоды могут быть получены путем обучения на опыте взаимодействия 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.

Литература

1. Zahng G., Patuwo B.E., Hu M.J. Forecasting with Artificial Networks: The State of the Art// International Journal of Forecasting. – 1998. –Vol.14. – P. 35-62.
2. Минаев Ю.Н., Филимонова О.Ю., Лиес Б. Методы и алгоритмы решения задач идентификации и прогнозирования в условиях неопределенности в нейросетевом логическом базисе. – М.: Горячая линия – Телеком, 2003.
3. Prokhorov D.V., Saad E.W., Wunsch D.C. Comparative Study of Stock Trend Prediction Using Time Delay, Recurrent and Probabilistic Neural Networks// IEEE Transactions on Neural Networks. – 1998. – Vol.6, №9. – P.1456-1470.
4. Huang B.Q., Rashid T., Kechadi M-T. Multi-Context Recurrent Neural Network for Time Series Applications// International Journal of Computational Intelligence. – 2006. – Vol.3, №1. – P.1304-1386.
5. Gooijr J.G., Hyndman R.J. 25 Years of IIF Time Series Forecasting: A Selective Review. Tinbergen Institute Discussion Paper. –2005, Vol.068 (4).
6. Mendel J., Mouzouris G. Non-Singleton Fuzzy Logic Systems: Theory and Application// IEEE Transactions on Fuzzy Systems. – 1997. – Vol. 5. – P.56-71,
7. Mouzouris G.C., Mendel J.M. Dynamic Non-Singleton Fuzzy Logic Systems for Nonlinear Modeling//IEEE Transactions on Fuzzy Systems. – 1997. – Vol. 5, №2.
8. Батыршин И.З. Перцептивные функции и гранулярные производные в вычислении со словами // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте. Сборник трудов II-го Международного научно-практического семинара. – М.: Физматлит, 2003. – С. 12-19.
9. Zadeh L.A. From Computing with Numbers to Computing with Words - From Manipulation of Measurements to Manipulation of Perceptions// IEEE Transactions on Circuits and Systems. – 1999. – Vol.45. – P.105- 119.
10. Clemen R.T. Combining Forecasts: A Review and Annotated Bibliography (with Discussion)// International Journal of Forecasting. – 1989. – Vol.5. – P.559-583.

11. Taylor J.V., Bunn D.W. Investigating Improvements in the Accuracy of Prediction Intervals for Combinations of Forecasts: A Simulations Study// International Journal of Forecasting. – 1999. – Vol.15. – P.325-339.
12. Granger C.W., Ramanathan R. Improved Methods of Combining Forecasts// Journal of Forecasting. – 1984. – Vol. 3. – P.197-204.
13. Fiordaliso A. A Nonlinear Forecasts Combination Method Based on Takagi-Sugeno Fuzzy Systems// International Journal of Forecasting. – 1998. – Vol.14. – P.367-379.
14. Diebold E.X., Pauly P. The Use of Prior Information in forecast Combination// International Journal of Forecasting. – 1990. – Vol.6, – P.503-508.
15. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем: Учебное пособие. – М.: Финансы и статистика, 2004.
16. Комарцова Л.Г. Вопросы гибридизации методов представления данных и знаний // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте. Сборник научных трудов III-го Международного научно-практического семинара. – М.: Физматлит, 2005. – С.185-191.
17. Ковалев С.М. Модели анализа слабо формализованных динамических процессов на основе нечетко-темпоральных систем // Известия вузов: Северо-Кавказский регион. Естественные науки. – 2002. – № 2. – С.10-13.
18. Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. Нечеткие модели и сети. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007.
19. Ярушкина Н.Г. Нечеткие нейронные сети – когнитивный и прикладной потенциал // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте. Сборник научных трудов III-го Международного научно-практического семинара. – М.: Физматлит, 2005. – С. 57-62.