

Метод формирования поискового поведения¹

Аннотация. Предложен биологически обоснованный метод формирования поискового поведения. В методе используется понятие мотивации, регулирующей переключение между тактиками поискового поведения. Динамика мотивации учитывает инерционность, случайные вариации и направленные изменения мотивации. Демонстрируется возможность использования метода для минимизации функций. Метод применим при формировании поискового поведения автономных систем, таких как мобильные роботы.

Ключевые слова: поисковое поведение; минимизация функций; мотивация; автономные системы

Введение

В настоящей работе предложен биологически обоснованный метод построения схем поискового поведения. Для ряда живых организмов показано, что их поисковое поведение включает в себя случайный поиск и инерционное переключение между поисковыми тактиками. Приведем примеры такого поискового поведения.

В [1] изучались механизмы ориентации самцов тутового шелкопряда в струе феромона самки. Казалось бы, что самцу нужно двигаться к самке прямо по градиенту феромона. Но, как показали биологические эксперименты и компьютерное моделирование, более эффективный поиск источника запаха включает в себя две чередующиеся тактики: 1) устойчивое движение в выбранном направлении, приближенно соответствующем градиенту феромона, 2) серия поворотов в случайных направлениях, приводящая к выбору нового направления движения. При этом переход от одной тактики к другой характеризуется определенной инерционностью, которая позволяет самцам тутового шелкопряда во время устойчивого движения игнорировать случайные вариации во внешней среде, например, такие, которые вызываются

турбулентностью потоков воздуха, изменяющих концентрацию феромона.

Аналогично для червей нематод *Caenorhabditis elegans* продемонстрировано [2], что в процессе хемотаксиса нематоды так же, как и бабочки, чередуют две тактики: 1) движение в определенном направлении и 2) повторение резких поворотов (пируэтов), приводящее к выбору нового направления движения. Переходы между этими тактиками также инерционны.

Переключение между устойчивым движением и резкими сменами направления движения поиска характерно для хемотаксиса самых разных организмов: от различных бактерий [3, 4] до дрозофил [5]. Кроме того, у многих видов беспозвоночных и позвоночных подобное инерционное переключение наблюдается при поиске участков с пищей в отсутствие градиента запаха и иных раздражителей, указывающего направление движения (обзоры [6,7]).

В работах [8-10] исследовалось поведение личинок ручейников *Chaetopteryx villosa*, обитающих на дне водоемов. Личинки носят на себе «домик» – трубку из песка и других частиц, которые они собирают на дне водоемов. Частицы скрепляются между собой по краям с помощью клейкой белковой нити. Строительство домика требует меньше времени, усилий и белка, если

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Президиума РАН (Программа «Интеллектуальные информационные технологии, математическое моделирование, системный анализ и автоматизация», проект № 2.15) и РФФИ, проект № 10-01-00129.

личинки используют относительно крупные и плоские частицы. Однако поиск скоплений крупных частиц на дне водоема требует затрат времени и энергии, не известных личинке заранее. Задача осложняется еще и тем, что личинки при поиске частиц не пользуются зрением и могут обнаружить частицу и определить её размер только на ощупь, что требует дополнительных затрат времени. Поиск происходит преимущественно следующим образом [8]. Личинки передвигаются по дну до тех пор, пока не найдут и не прикрепят к домику крупную частицу. Затем они остаются на месте и ощупывают одну за другой соседние частицы. Если несколько частиц подряд оказываются мелкими, личинки прекращают ощупывание и снова начинают передвигаться, пока не найдут новые крупные частицы, после чего цикл повторяется. Такое поведение вполне адаптивно, так как в естественных водоемах частицы разного размера имеют тенденцию скапливаться на разных участках дна. Поисковое поведение личинок можно представить как чередование двух тактик: 1) сбор и прикрепление частиц на одном и том же участке и 2) поиск нового участка с подходящими частицами. Это поведение приводит к тому, что готовый домик состоит в основном из крупных частиц. Переключение между поведенческими тактиками также инерционно: личинка не сразу покидает участок, на котором она нашла крупные частицы, а затем встречала только мелкие, так как на этом участке крупные частицы могут еще встретиться, и не всегда сразу начинает сбор частиц, если встретила одна крупная частица, так как эта частица могла встретиться случайно.

1. Мотивация в поисковом поведении биологических организмов

Охарактеризованное в приведенных примерах поведение можно моделировать на основе введения понятия мотивации, регулирующей поисковое поведение. Такая мотивация была введена и использована в работе [11], в которой была построена компьютерная модель поискового поведения личинок ручейников. Модельные личинки могут выполнять следующие действия: 1) перемещаться и искать новое место сбора частиц, 2) тестировать частицы, т.е. ощупывать их ногами и ротовыми придатками, 3) прикреплять протестированную частицу к до-

мику. Первое действие соответствует тактике поиска нового места, второе и третье действия – тактике сбора и прикрепления частиц. Модель [11] использует понятие мотивации к прикреплению частиц к домику $M(t)$. Динамика $M(t)$ описывается уравнением:

$$M(t) = k_1 M(t-1) + \xi(t) + I(t), \quad (1)$$

где время t дискретно, $t = 1, 2, \dots$, k_1 – параметр, характеризующий медленную релаксацию мотивации ($0 < k_1 < 1$, $1 - k_1 \ll 1$), $\xi(t)$ – случайные вариации мотивации, величина $I(t)$ характеризует направленное изменение мотивации при тестировании модельной личинкой частиц:

$$I(t) = k_2 (S_{curr} - S_{last}) / S_{last}, \quad (2)$$

где k_2 – положительный параметр, S_{curr} – площадь тестируемой в данный момент частицы, S_{last} – площадь последней протестированной ранее частицы. Согласно (2), если личинка тестирует крупную частицу после мелкой, то мотивация $M(t)$ к прикреплению следующих частиц повышается, если, наоборот, тестируется мелкая частица после крупной, то $M(t)$ понижается.

Если мотивация $M(t)$ превышает порог тестирования K_T , то личинка выполняет тестирование. Если во время тестирования достигается более высокий порог прикрепления K_A ($K_A > K_T$), то частица прикрепляется, а если не достигается – частица отбрасывается. Наконец, если мотивация падает ниже порога тестирования, то личинка уходит и ищет новое место. Отметим, что первое слагаемое справа в (1) характеризует инерционность изменения мотивации и, тем самым, инерцию переключения между тактиками поведения.

Расчеты по данной модели показали [11], что модель согласуется с биологическими экспериментальными данными: как в эксперименте, так и в модели к домику преимущественно прикрепляются крупные частицы, есть сильный разброс числа прикрепляемых частиц и момента начала прикрепления, среднее число прикрепленных частиц практически совпадает у реальных и модельных личинок. Дополнительно в работе [12] исследовалось поведение модели при разных значениях k_1 и было показано, что для согласия с экспериментом требуется достаточно большое значение k_1 , близкое к 1, т.е. инерционность изменения мотивации $M(t)$ весьма существенна.

Отметим, что согласно (1), (2) динамика мотивации проста и эффективна. Она учитывает инерцию изменения, случайные вариации и направленное изменение $M(t)$. Разработанный метод формирования поискового поведения может быть использован в других аналогичных задачах. В следующем разделе этот метод используется при поиске экстремума функции нескольких переменных.

2. Поиск минимума функций нескольких переменных

Для определенности рассматриваем случай функции двух переменных. Минимум функции $f(x, y)$ ищется следующим образом. Считается, что в пространстве x, y движется агент. Движение происходит в дискретном времени t . Величины смещения агента в такт времени t равны

$$\Delta x(t) = s \cos \varphi(t), \quad \Delta y(t) = s \sin \varphi(t), \quad (3)$$

где угол $\varphi(t)$ характеризует направление перемещения агента, s – величина перемещения. Вводится мотивация $M(t)$ к сохранению направления поиска. Динамика мотивации определяется выражением (1), в котором $\zeta(t)$ – нормально распределенная случайная величина, с нулевым средним и дисперсией, равной σ^2 . Величина $I(t)$ пропорциональна приращению функции $f(x, y)$ (с обратным знаком) за последний такт времени:

$$I(t) = -k_2 [f(t) - f(t-1)], \quad k_2 > 0. \quad (4)$$

где $f(t)$ и $f(t-1)$ – значения $f(x, y)$ в месте нахождения агента в такты времени t и $t-1$.

Считаем, что при $M(t) > 0$ направление перемещения агента не меняется: $\varphi(t) = \varphi(t-1)$, а при $M(t) < 0$ угол φ меняется на случайную величину w : $\varphi(t) = \varphi(t-1) + w$, где w – нормально распределенная случайная величина, с нулевым средним и дисперсией, равной w_0^2 .

Таким образом, аналогично изложенным выше биологическим примерам, имеются две тактики поискового поведения: 1) движение в выбранном направлении (при $M(t) > 0$), 2) случайная вариация направления перемещения (при $M(t) < 0$). Мотивация $M(t)$ регулирует инерционное переключение между тактиками.

Подчеркнем, что хотя рассматривается случай двух переменных, изложенная схема минимизации легко обобщается на произвольное

число переменных, для этого достаточно ввести схему варьирования направления перемещения в многомерном пространстве.

Метод минимизации функции $f(x, y)$ был реализован в виде компьютерной программы. При расчетах полагалось $s = 0.01$, остальные параметры k_1 , k_2 , σ , w_0 грубо подбирались эвристически таким образом, чтобы происходило достаточно быстрое нахождение минимума $f(x, y)$.

Было продемонстрировано, что аналогично несколько более сложной методике, исследованной в [10], данный метод обеспечивает нахождение минимума

- для одноэкстремальной функции, например, для гауссовского распределения $f(x, y)$;
- для функции, имеющей «плато», т.е. область в пространстве x, y , в которой значение $f(x, y)$ не меняется;
- при наличии в пространстве x, y непреодолимого агентом барьера ограниченного размера.

Если имелось плато с постоянным значением $f(x, y)$, то, как показало моделирование, за счет инерционности изменения $M(t)$ и $\varphi(t)$ при малой ширине плато (например, равной $20s$) агент преодолевал его, не меняя направления движения; при большей ширине плато (равной $70s$) направление движения при перемещении по плато несколько раз менялось, но, в конце концов, агент проходил плато и перемещался к минимуму функции.

Случай с непреодолимым барьером ограниченного размера, препятствующим движению агента к минимуму функции, был проанализирован следующим образом. Функция $f(x, y)$ имела вид:

$$f(x, y) = -\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\rho^2}{2}\right), \quad (5)$$

где $\rho = \sqrt{x^2 + y^2}$. При этом полагалось, что при

$$y_1 - \delta y < y < y_1 + \delta y, \quad x_1 - \delta x < x < x_1 + \delta x \quad (6)$$

расположен барьер, при попадании агента на барьер его движение происходило только вдоль оси x согласно (3), а координата y не менялась. Здесь x_1 и y_1 – координаты центра барьера, δx и δy – ширина и толщина барьера. Пример расчета для непреодолимого агентом барьера представлен на Рис. 1 и Рис. 2. При расчете полагалось $k_1 = 0.9$, $k_2 = 1$, $\sigma = 0.0001$, $w_0 = 2$, $x_1 = 0$, $y_1 = -1$, $\delta x = 0.1$, $\delta y = 0.01$. В начале поиска агент находился в точке $x = 0$, $y = -2$.

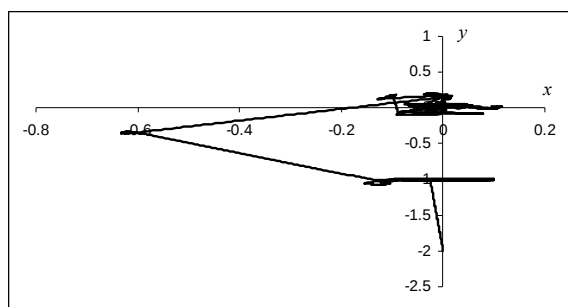


Рис. 1. Траектория движения агента при наличии непроходимого барьера

В начале поиска агент находится в точке $x = 0$, $y = -2$. Видно, что когда $y = -1$, агент «натыкается» на барьер и перемещается рядом с барьером. В конце концов, агент обходит барьер и движется к точке минимума функции $f(x, y)$, имеющей координаты $x = 0$, $y = 0$, а в дальнейшем блуждает в окрестности этой точки.

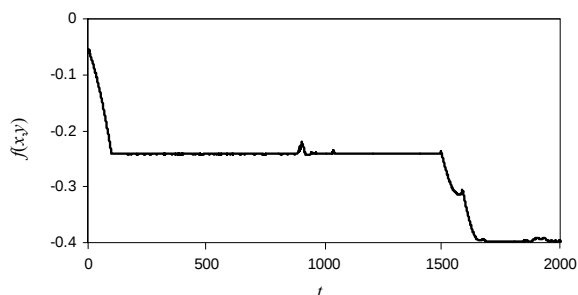


Рис. 2. Зависимость минимизируемой функции $f(x, y)$ от времени t при наличии непроходимого барьера

Видно, что агент довольно длительное время (при $115 < t < 1500$) находился возле барьера и случайным образом искал обход барьера, а после нахождения обхода двигался к минимуму $f(x, y)$.

Кроме того, в рамках рассматриваемого метода был построен аналог известного овражного метода минимизации функций [13]. Предполагалось, что минимизируемая функция имеет достаточно глубокий «овраг», в котором она слабо меняется. Моделирование показало, что сначала быстро находится сам овраг, а затем происходит постепенная минимизация функции при движении вдоль оврага.

Моделирование было проведено для следующего примера.

Полагалось

$$f(x, y) = (\rho - \rho_0)^2 - \alpha x, \quad (7)$$

где $\rho = \sqrt{x^2 + y^2}$, $\rho_0 = 1$, $\alpha = 0.01$. Так как $\alpha \ll 1$, то «грубый» минимум, «овраг» соответствует окружности радиуса 1 с центром в начале координат ($\rho = \rho_0 = 1$), а глобальный минимум соответствует координатам $x_m = 1.005$, $y_m = 0$. При этом $f(x_m, y_m) = -0.010025$.

Результаты типичного расчета показаны на Рис. 3 и Рис. 4. Параметры расчета составляли $k_1 = 0.9$, $k_2 = 1.0$, $\sigma = 0.0001$, $w_0 = 2.0$. В начале поиска агент находился в точке $x = y = 0$. Видно, что сначала происходит «грубая» минимизация функции $f(x, y)$, при этом находится овраг, а затем происходит движение вдоль оврага и постепенное уменьшение величины $f(x, y)$.

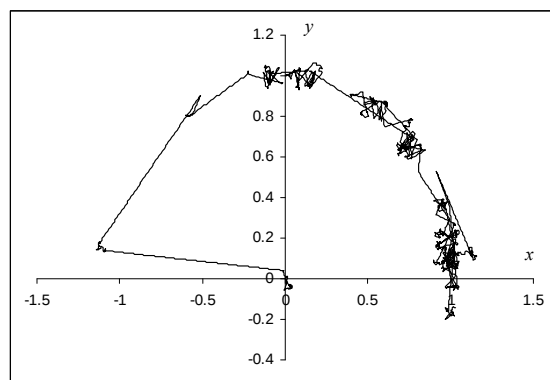


Рис. 3. Траектория движения агента при наличии «оврага»

Исходные координаты агента составляли $x = y = 0$. Сначала за время t , примерно равное 100 тактам, находится овраг, т.е. единичная окружность. Затем происходит движение вдоль окружности, при $t \approx 1300$ фактически достигается глобальный минимум функции и происходят колебания в окрестности точки x_m, y_m .

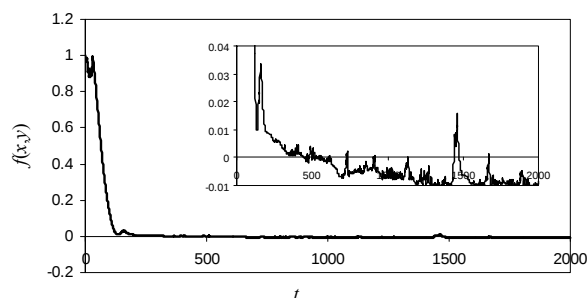


Рис. 4. Зависимость функции $f(x, y)$ от времени t при наличии «оврага»

На врезке показана эта зависимость в увеличенном масштабе.

Заключение

Итак, построен метод поиска экстремума функции $f(x,y)$, основанный на использовании мотивации $M(t)$ к сохранению выбранного направления движения. Динамика мотивации определяется простыми уравнениями (1), (4). Данный метод легко обобщается на случай поиска оптимума функции многих переменных.

Представленные выше результаты (Рис. 1-Рис. 4) получены для одних и тех же значений параметров k_1, k_2, σ, w_0 . Как показывают расчеты, подбором параметров для конкретного случая можно обеспечить более быстрый поиск минимума функции. Например, увеличение стохастических вариаций мотивации (увеличение параметра σ) приводит к значительному уменьшению времени обхода барьера, уменьшение инерционности (уменьшение параметра k_1) приводит к более точному продвижению вдоль оврага и более быстрому приближению к глобальному минимуму по сравнению с результатами, представленными на Рис. 3 и Рис. 4.

Необходимо подчеркнуть, что методы поиска экстремума функций, близкие к изложенному, разрабатывались рядом авторов (Цыпкин Я.З., Растринин Л.А., Неймарк Ю.И.), например [14]. Однако изложенный метод в наиболее явном и четком виде использует свойства инерционности, стохастичности и влияние изменения оптимизируемой функции. В принципе, возможны модификации метода с применением схем адаптации, исследованных в 1960-80 гг. Например, можно учесть инерционность с помощью автоматов, аналогичных автоматам М.Л. Цетлина [15], и такая модель была нами разработана [16]; изучение модели показало, что она также достаточно эффективно обеспечивает поиск экстремума функций, хотя сама модель более громоздкая, чем представленная выше схема минимизации $f(x,y)$. В метод можно вводить дальнейшие естественные усовершенствования, например, уменьшение шага s при приближении к экстремуму (аналогично методам работ [14, 17, 18]), постепенное уменьшение интенсивности стохастичности (подобно известному методу отжига [19]) и т.п. Однако, так как наша задача – охарактеризовать общие закономерности биологически инспирированного метода поиска, то мы ограничились наиболее простой формой метода.

Хотя анализ предложенного метода был проведен для случая минимизации функций, этот метод может быть применен при формировании поискового поведения автономных систем, например, для автономных мобильных роботов, ищущих скопления определенных веществ или предметов в неизвестной им среде. Такие роботы могут по инерции проходить плато с постоянной малой концентрацией искомого вещества, обходить встречающиеся барьеры, т.е. вести эффективный поиск аналогично биологическим организмам. При этом метод поиска достаточно прост (уравнения (1)-(4)) и его несложно использовать в системе управления робота.

Таким образом, предложен и проанализирован биологически инспирированный метод построения схем поискового поведения, который использует понятие мотивации, регулирующей процессы инерционного переключения между поисковыми тактиками. Продемонстрирована возможность использования метода при поиске экстремума функции без вычисления производных. Метод может быть использован при создании автономных систем, ведущих поиск в условиях неопределенности.

Литература

1. Kuwana Y., Shimoyama I., Sayama Y., Miura H. Synthesis of pheromone-oriented emergent behavior of a silkworm moth // Proc. IEEE/RJS Intern. Conf. on Intelligent Robots and Systems, Osaka, Japan, 1996. PP. 1722-1729.
2. Pierce-Shimomura J.T., Morse T.M., Lockery S.R. The fundamental role of pirouettes in *Caenorhabditis elegans* chemotaxis // The Journal of Neuroscience. 1999. V. 19. № 21. PP. 9557-9569.
3. Strong S.P., Freedman B., Bialek W., Koberle R. Adaptation and optimal chemotactic strategy for *E. coli* // Physical Review, Ser. E. 1998. V. 57. № 4. PP. 4604-4617.
4. Thar R., Fenchel T. True chemotaxis in oxygen gradients of the sulfur-oxidizing bacterium *Thiovulum majus* // Applied and Environmental Microbiology. 2001. V. 67. № 7. PP. 3299-3303.
5. Reynolds A.M., Frye M.A. Free-flight odor tracking in *Drosophila* is consistent with an optimal intermittent scale-free search // PLoS ONE. 2007. V.2. №4. e354. doi:10.1371/journal.pone.0000354, see also: <http://www.plosone.org/article/info:doi%2F10.1371%2Fjournal.pone.0000354>
6. Kramer D.L., McLaughlin R.L. The behavioral ecology of intermittent locomotion // American Zoologist. 2001. V. 41. № 2. PP. 137-153.
7. Reynolds A.M. On the intermittent behaviour of foraging animals // Europhysics Letters. 2006. V. 75. № 4. PP. 517-520.

8. Непомнящих В.А., Подгорный К.А. Формирование упорядоченного поведения при случайной последовательности раздражителей у личинок ручейника *Chaetopteryx villosa* Fabr. (Limnephilidae: Trichoptera: Insecta) // Журн. общ. биологии. 1994. Т. 55. № 3. С. 328-336.
9. Непомнящих В.А. Противоречие между оптимизацией и упорядоченностью в строительном поведении личинок ручейников *Chaetopteryx villosa* Fabr. (Limnephilidae: Trichoptera) // Журн. общ. биологии. 2002. Т. 63. № 3. С. 473-482.
10. Непомнящих В.А. Модели автономного поискового поведения // От моделей поведения к искусственному интеллекту / Под ред. В.Г. Редько. М.: Изд-во УРСС, серия «Науки об искусственном», 2006. С. 200-242.
11. Непомнящих В.А., Попов Е.Е., Редько В.Г. Бионическая модель адаптивного поискового поведения // Изв. РАН. Теория и системы управления. 2008. № 1. С. 85-93.
12. Непомнящих В.А., Попов Е.Е., Редько В.Г. Значение автокорреляций для эффективного решения задач поиска // Методы и средства обработки информации: Третья Всероссийская научная конференция: Труды конференции. М.: ВМиК МГУ; МАКС Пресс, 2009. С. 388-393.
13. Гельфанд И.М., Цетлин М.Л. Принцип нелокального поиска в задачах автоматической оптимизации // ДАН СССР. 1961. Т. 137. № 2. С. 295-298.
14. Растринин Л.А. Адаптация сложных систем. Рига: Зинатне, 1981.
15. Цетлин М.Л. Исследования по теории автоматов и моделирование биологических систем. М.: Наука, 1969.
16. Мосалов О.П., Редько В.Г., Непомнящих В.А. Модель поискового поведения анимата // Препринт Института прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН, 2003, № 19.
17. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах. М.: Наука, 1968.
18. Цыпкин Я.З. Основы теории обучающихся систем. М.: Наука, 1970.
19. Kirkpatrick S., Gelatt C.D.Jr., Vecchi M.P. Optimization by simulated annealing // Science. 1983. V. 220. № 4598. PP. 671-680.

Непомнящих Валентин Анатольевич. Ведущий научный сотрудник Института биологии внутренних вод РАН им. И.Д. Папанина. Окончил МГУ в 1973 году. Кандидат биологических наук. Автор более 100 публикаций. Область научных интересов: адаптивное поведение и его изменчивость у беспозвоночных, рыб и птиц. E-mail: nepom@ibiw.yaroslavl.ru

Редько Владимир Георгиевич. Зам. директора по науке Центра оптико-нейронных технологий НИИ системных исследований РАН. Окончил Московский физико-технический институт в 1971 году. Доктор физико-математических наук. Автор более 150 научных публикаций, в том числе двух монографий. Область научных интересов: проблема происхождения интеллекта человека, когнитивная эволюция, модели адаптивного поведения, нейроинформатика. E-mail: vgredko@gmail.com