

4. *Gomez F.* Why base the knowledge representation language on natural language?//Journal of intelligent systems vol. 10, p.2, 2000.
5. *Minsky M.* A framework for representing knowledge//MIT-AI laboratory memo 306, 1974.
6. *Люгер Дж. Ф.* Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем, 4-е издание. Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2003.
7. *Иванов Г.И., Иванова Е.Г.* О представлении осознанных знаний средствами естественного языка//Известия ТРТУ. Тематический выпуск «Актуальные проблемы экономики, менеджмента и права». – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2003. №5 (34). – С.197-200.

УДК 621.372

А.М. Никифорова

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПОВЕДЕНИЯ АНИМАТА*

В рамках данной работы условимся, что аниматы образуют сообщество, размещенное на поле, поле разбито на клетки, в клетке может находиться трава (пища анимата) и как максимум один анимат. Процесс моделирования поведения сообщества аниматов состоит из трёх этапов. При этом в каждый такт времени для каждой клетки выполняются следующие действия:

- 1) взять содержимое клетки;
 - 2) определить следующее действие для содержимого клетки;
 - 3) выполнить действие;
- далее переходим к следующему такту моделирования.

Возможное действие для анимата выбирается из множества: {есть, двигаться, скрещиваться, ничего не делать (отдыхать)}. Выполнение каждого действия (включая действие «ничего») приводит к затратам энергии, и только питание может пополнить её запас. Модель «Кузнечик» содержит подробное описание величин затрат энергии при каждом действии, и эти величины вполне могут быть использованы и в данной модели [1].

Этап выбора следующего действия состоит из следующих шагов: 1) определение цели; 2) определение действия, учитывая цель и состояние окружающей среды. Данная схема указывает на различие понятий «Цель» и «Действие», процесс постановки цели основан на механизмах влияния мотивации на процесс целеобразования. Мотивация анимата к достижению той или иной цели напрямую зависит от количества накопленного им ресурса [1]. При этом важно, каким именно образом будет производиться выбор необходимого и оптимального действия в данный момент и в данном состоянии окружающей среды. Существующие модели предлагают несколько вариантов решения этой задачи.

1. На основе теории функциональных систем. В качестве основного механизма моделирования была выбрана теория функциональных систем [2]. В этой теории в основу описания поведения, его индивидуального развития, обучения и эволюции положен единый критерий – адаптивный результат действий организма.

* Работа выполнена при поддержке Мин. образования, грант № 12392 E02-2.0-44 и РФФИ, грант № 12387 02-01-01275

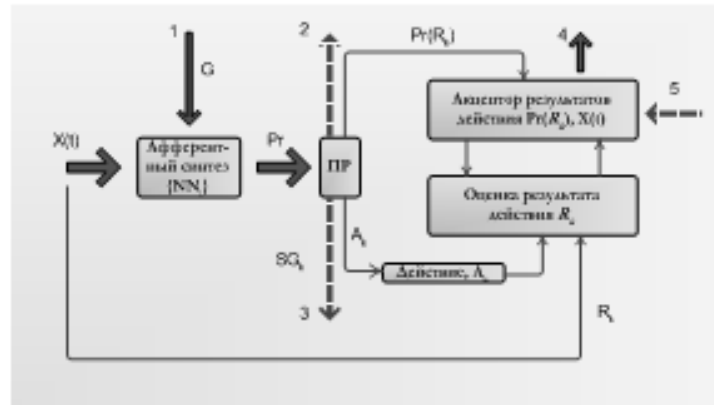


Рис.1

Базовым элементом внутренней системы управления аниматором является отдельная функциональная система (ФС), которая осуществляет выбор действия в соответствии с заданной целью и текущей ситуацией, формирует прогноз результата действия. Структура ФС представлена на рис.1 [3].

На вход ФС поступает входной сигнал $X(t)$, характеризующий состояние внешней и внутренней среды анимата. По этому сигналу определяется прогноз результата каждого из возможных действий A . Прогноз результата i -го действия A_i осуществляет i -я нейронная сеть массива прогнозирующих нейронных сетей $\{NN_i\}$ блока афферентного синтеза. Таким образом, определяются прогнозы $Pr_i(t)$ для всех действий A_i . Далее прогнозы поступают в блок принятия решения ПР, в котором прогнозы $Pr_i(t)$ сравниваются с целью G и определяется: есть ли действия, для которых рассогласование между целью и прогнозом $\delta_i = \|Pr_i(t) - G\|$ меньше заданного порога ($\delta_i < th$) и минимально среди всех других рассогласований.

Данный алгоритм получает гарантированно оптимальное решение с точки зрения действий анимата в условиях среды, но реализация такого подхода грозит чрезмерными затратами времени, т.к. предлагается сделать n прогнозов (для каждой нейронной сети), и, хотя число действий не так велико, подобный подход может стать узким местом системы при ее реконструкции и расширении набора действий.

2. Использование модели «Кузнечик». В данной модели [1] процесс принятия решения о необходимом действии анимата организован несколько проще – используется всего одна нейронная сеть, при этом сеть содержит только один слой нейронов. На входы нейронной сети поступают сигналы от сенсорных входов. Входы и нейроны связаны по принципу "все со всеми", то есть каждый нейрон получает сигналы от всех входов. Нейроны формируют выходные сигналы, которые определяют действия агента. Нейронная сеть имеет 9 входных сигналов: наличие травы в поле зрения (трава в клетке с аниматором и в двух соседних); наличие агентов в соседних клетках; мотивацию к скрещиванию у соседей, а также величину собственной мотивации к своим целям. Слой нейронов определяет действия агента. Каждый нейрон соответствует одному действию. Будем считать, что агент в данный такт времени выполняет то действие, которое соответствует максимальному выходному сигнала нейрона. В модели «Кузнечик» анимат может совершать 7 действий, следовательно, нейронная сеть агента содержит 7 нейронов, которые имеют логистическую активационную функцию: $y_j = F(S_i \cdot w_{ij} \cdot x_i)$, [1], $F(b) =$

$[1 + \exp(-?b)]^{-1}$, [1], где y_j – выход j -го нейрона, x_i – входы нейрона, w_{ij} – синаптические веса j -го нейрона, $?$ – параметр активационной функции.

Данное решение имеет 63 синаптических веса. При этом анимат может оценивать ситуацию только в двух соседних клетках, т.е. мир анимата одномерен. Если сделать мир двумерным и ввести параметр «острота зрения» - l – количество клеток, которые может видеть анимат, то количество входов нейронной сети будет возрастать до $m + (l+1)^2 + (l+1)^2 - 1 + m((l+1)^2 - 1) = (m+2)(l+1)^2 - 1$, где m – количество целей анимата.

Безусловно, использование подобной модели не приводит к таким временным затратам, как предыдущая, и, возможно, является наиболее удачным решением, но модель остается все так же трудно расширяемой.

3. Использование механизмов нечеткой логики. Состояние внешней среды и наличие мотиваций анимата можно легко описать при помощи набора лингвистических переменных (ЛП). Допустим, что набор для определения величины мотивации будет следующим: {«слабая», «средняя», «сильная»} (рис.2). Не все ситуации можно свести к нечетким, т.к. есть и четкие ситуации. Например: трава в клетке, либо есть, либо нет, точно также, как и соседи слева/справа.

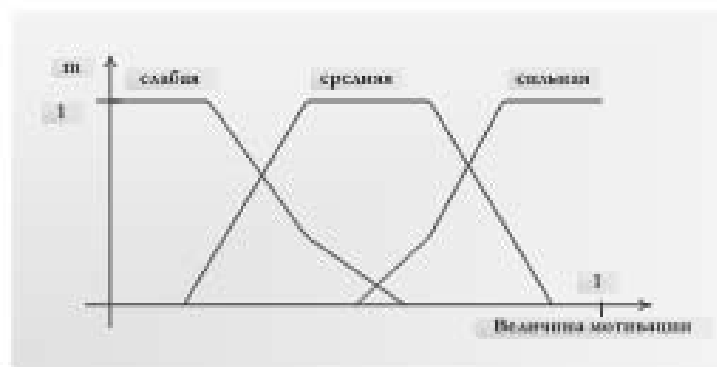


Рис.2

Далее на основании определенных ЛП, составляем наборы правил о том, как действовать в данной ситуации. Например: 1) если мотивация к приему пищи сильная и трава в клетке отсутствует, то анимат должен двигаться; 2) если мотивация к приему пищи сильная и трава в клетке отсутствует, то анимат должен отдыхать.

Каждое из правил снабжается некоторой вероятностью выполнения: допустим, правило 1 - вероятностью выполнения равной 0,85 как априорно наиболее выгодное, а правило 2 - вероятностью 0,15 и т.д.

Если во всех предыдущих вариантах геном агента состоял из весов синаптических связей, то, в данном случае, геном будет состоять из вероятностей выполнения правил.

Неудобство данного подхода состоит в том, что добавление любого нового действия приводит к значительному увеличению базы правил (в худшем случае количество правил удваивается) и далеко от автоматизации. Этот же минус появляется и при появлении нового правила, т.е. при небольшой вычислительной сложности модели имеем ее минимальную расширяемость.

4. Использование аппарата вероятностных автоматов. В данном подходе для моделирования поведения анимата, необходимо построить автомат, набор состояний которого совпадает с набором действий анимата, входной алфавит с состояниями окружающей среды и внутренним состоянием анимата, выходной алфавит отсутствует, а дуги взвешены вероятностью перехода автомата из одного состояния в другое при данном входном символе.

Единственное неудобство модели – все возможные состояния среды необходимо закодировать в символы входного алфавита, также как и внутренне состояние анимата. При этом похожие состояния среды можно организовать в группы и кодировать одним общим числом. Дальнейшее моделирование ничем не отличается от моделирования поведения обычного вероятностного автомата. Простейший анимат может быть представлен в виде следующей схемы (рис.3). Дуги маркируются парой строк, кодирующих состояние внутренней и внешней среды, и числом, указывающим вероятность перехода.



Рис.3

Добавление нового действия в данном случае приводит к добавлению нового состояния, и связей между старыми состояниями и новым, добавление новых целей или объектов внешней среды увеличивает только размер входного алфавита. Таким образом, из всех рассмотренных данная модель является наиболее легко модифицируемой.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Редько В.Г. Эволюционная кибернетика. – М.: Наука, 2001. – 159с.
2. Анохин П.К. Очерки по физиологии функциональных систем. – М.: Медицина, 1975. – 205с.
3. Анохин К.В., Бурцев М.С., Зарайская И.Ю., Лукашев А.О., Редько В.Г. Проект Мозг анимата: разработка модели адаптивного поведения на основе теории функциональных систем. <http://wsni2003.narod.ru/Papers/Anokhin.htm>