

**Е. В. МИХИЕНКО    Е. Е. ВИТЯЕВ**  
Институт математики СО РАН г. Новосибирск  
E-mail: [nord@land81.nsu.ru](mailto:nord@land81.nsu.ru)    [vityaev@math.nsc.ru](mailto:vityaev@math.nsc.ru)

## **МОДЕЛИРОВАНИЕ РАБОТЫ ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ<sup>1</sup>**

### **Аннотация**

Теория функциональных систем П.К. Анохина в настоящее время рассматривается как концептуальная платформа для построения искусственных интеллектуальных систем. В частности, для моделирования адаптивным поведением анимата. В данной работе предлагается метод моделирования функциональных систем на основе семантического вероятностного вывода.

**E. V. MIKHENKO    E. E. VITYAEV**  
Institute of mathematics SD RAS, Novosibirsk  
E-mail: [nord@land81.nsu.ru](mailto:nord@land81.nsu.ru)    [vityaev@math.nsc.ru](mailto:vityaev@math.nsc.ru)

## **FUNCTIONAL SYSTEM OPERATION MODELLING**

### **Abstract**

Functional systems theory by P.K. Anokhin is considered as the basis for the intelligent systems construction. In particular, it considered as the model for the animat adaptive behaviour. Model of functional systems based on semantic probability inference is developed in this paper.

В соответствии с теорией П.К. Анохина будем считать, что моделируемая система управления аниматом имеет иерархическую архитектуру, в которой базовым элементом системы управления является отдельная функциональная система. При такой архитектуре, функциональные системы верхнего уровня ставят цели системам нижнего уровня. При этом можно считать, что каждая функциональная система решает задачу достижения цели, используя те же методы, что и остальные функциональные системы. На рисунке 1 приведена архитектура системы управления аниматом.

---

<sup>1</sup> Данная работа частично поддержана РФНФ, грант 02-03-18307а

*Задача функциональной системы.*

- При заданной цели и известной информации об окружающей среде и состоянии функциональной системы, найти наиболее оптимальные способы достижения цели.
- Если на основе прогноза найдено действие обеспечивающее достижение цели, то дать команду на выполнение этого действия.
- Осуществить контроль правильности выполнения действия, т.е. проверить соответствие параметров достигнутого и желаемого результатов.

На рисунке 2 приведена схема работы отдельной функциональной системы. Пунктирными стрелками обозначены связи с суперсистемой и системами нижнего уровня.

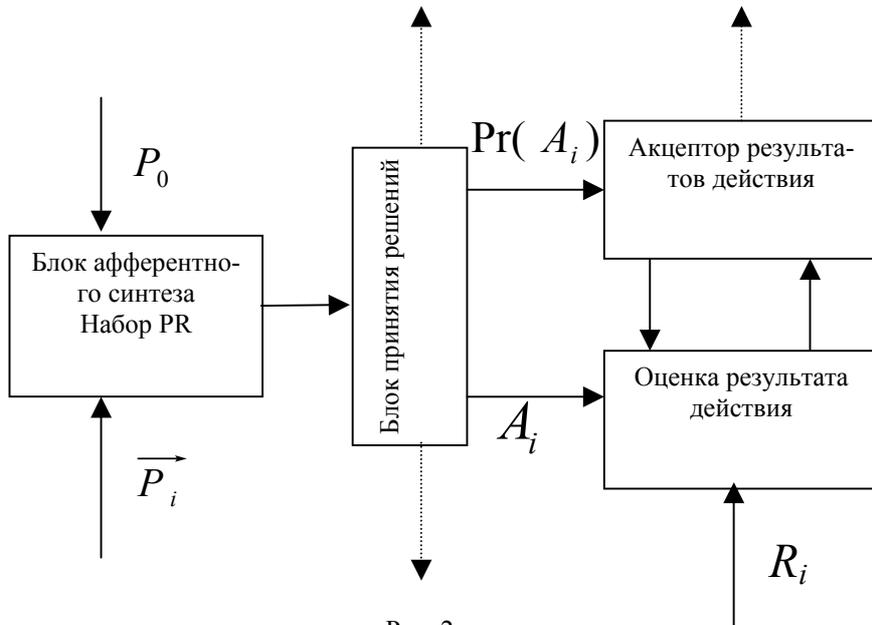


Рис. 2

Рассмотрим работу функциональной системы. Будем считать, что в некоторый момент времени функциональная система активна и для нее определена цель  $P_0$ . На вход функциональной системы подается информация об окружающей среде и о состоянии самой системы. Определим информацию об окружающей среде и самой системе как набор предикатов

$P_1, \dots, P_k$ . Считаем, что в некоторый момент, функциональная система может совершить одно из  $n$  действий  $A_1, \dots, A_n$ . В начале, на основании поступившей информации осуществляется прогноз результатов действий для каждого  $A_1, \dots, A_n$ . За это отвечает блок афферентного синтеза, который представляет собой набор закономерностей вида  $\langle P_{i1}, \dots, P_{im}, A_i \rangle \rightarrow P_0$  с рассчитанной для каждой закономерности оценкой условной вероятности. В зависимости от поступившей информации, блоком принятия решений выбирается правило с максимальной оценкой условной вероятности. Прогноз ожидаемого результата отправляется в акцептор результатов действий. В начальной стадии обучения, когда еще нет правил, либо нет ни одного правила применимого в данной ситуации, действие выбирается случайным образом и прогноз отсутствует. Далее, выполняется действие  $A_i$ , определенное по выбранной закономерности или случайно. Данные о полученном результате  $R_i$  поступают в блок акцептора результатов действий. Результат  $R_i$  действия  $A_i$ , оценивается в блоке оценки результатов действий. Затем проводится сравнение прогнозируемого и полученного результатов. В случае совпадения этих результатов закрепляется отношение, выраженное сработавшей закономерностью. Это закрепление состоит в увеличении ценности закономерности, которое представлено условной вероятностью. В противном случае вероятность не увеличивается. В обоих случаях производится переобучение системы, состоящее в уточнении набора правил. Такое обучение методом «проб и ошибок» представляет собой разновидность обучения с подкреплением (Reinforcement Learning). Опишем, что представляет собой обучение с подкреплением и в частности семантический вероятностный вывод, используемый нами для получения набора правил позволяющих максимально точно предсказывать результат на основании поступающей информации.

#### *Обучение с подкреплением (Reinforcement learning)*

При обучении с подкреплением, перед системой стоит задача достижения цели. Система взаимодействует с окружающей средой и может совершать некоторые действия. Будем считать, что информация об окружающей среде и состоянии системы представляется набором  $\langle P_1, \dots, P_k \rangle$  и в каждом состоянии система может совершать одно из  $n$  действий  $A_1, \dots, A_n$ .

В теории обучения с подкреплением важно понятие функции ценности. Функция ценности это отображение пары (состояние, действие) во множество действительных чисел. Иначе говоря,  $f : \langle P_1, \dots, P_k, A_i \rangle \rightarrow R$ .

Смысл обучения с подкреплением состоит в поиске последовательности действий, совершаемых системой в определенных состояниях, которая позволяет достигнуть цели и максимизирует значение функции ценности. Допустим, в некотором состоянии  $\langle P_{i1}, \dots, P_{ik} \rangle$  система совершила действие  $A_i$ , которое позволило достигнуть поставленной цели. Тогда система получает подкрепление, и ценность действия  $A_i$  в состоянии  $\langle P_{i1}, \dots, P_{ik} \rangle$  увеличивается. Таким образом, система, совершая определенные действия в различных состояниях, учиться достигать цели оптимальным образом.

*Семантический вероятностный вывод как метод обучения функциональной системы.*

Семантический вероятностный вывод является методом обучения с подкреплением. Функция ценности представляет собой меру условной вероятности достижения поставленной цели.

Рассмотрим множество состояний и действий, которые совершала система в этих состояниях (оно не пусто, так случайно выбранные действия на начальном этапе обучения осуществляются в некоторых состояниях). Семантический вероятностный вывод позволяет найти набор  $PR$  закономерностей вида  $\langle P_{i1} \& \dots \& P_{im} \& A_i \rangle \rightarrow P_0$ , с максимальной вероятностью

предсказывающие результат  $P_0$  действия  $A_i$  в состоянии  $\langle P_{i1}, \dots, P_{ik} \rangle$ .

При дальнейшей работе системы, если закономерность подтверждается, т.е. дает правильный прогноз результата действия, то происходит подкрепление системы и условная вероятность данной закономерности увеличивается, в противном случае снижается. В обоих случаях набор правил  $PR$  уточняется. Если после уточнения, для данного состояния находится закономерность, с условной вероятностью больше чем у закономерности, использованной ранее, то новая закономерность будет использоваться для прогноза и принятия решения.

Пусть в некоторый момент времени система активна и находится в состоянии  $\langle P_{i1}, \dots, P_{ik} \rangle$ . Тогда среди правил набора  $PR$  идет поиск законо-

мерности, посылка которой, за исключением предиката означающего действие системы, является подмножеством набора предикатов  $\langle P_{i1}, \dots, P_{ik} \rangle$ . Среди всех таких закономерностей выбирается закономерность с максимальной оценкой условной вероятности. Допустим, найденная закономерность имеет вид  $\langle P_{i1} \& \dots \& P_{im} \& A_i \rangle \rightarrow P_0$ . В этом случае системой принимается решение совершить действие  $A_i$ . Если результат  $R_i$  действия  $A_i$  совпал с  $P_0$ , происходит «закрепление» закономерности - увеличение условной вероятности найденной закономерности, т.е. увеличивается ее ценность. Под оценкой условной вероятности  $P(P_0 | P_{i1}, \dots, P_{im}, A_i)$  будем понимать условную частоту

$$f(P_0 | P_{i1}, \dots, P_{im}, A_i) = \frac{f(P_0 \& P_{i1} \& \dots \& P_{im} \& A_i)}{f(P_{i1} \& \dots \& P_{im} \& A_i)},$$

т.е. отношение числа случаев, когда действие  $A_i$  в состоянии  $\langle P_{i1}, \dots, P_{im} \rangle$ , привело к достижению поставленной цели  $P_0$ , к общему числу появлений пары  $\langle P_{i1}, \dots, P_{im}, A_i \rangle$ . Таким образом, используя семантический вероятностный вывод для обучения системы, мы находим действия, которые позволяют системе достичь цели с максимальной вероятностью.

#### *Метод уточнения правил.*

При совпадении/несовпадении результата  $R_i$  действия  $A_i$  с прогнозом  $P_0$  происходит не только увеличение/уменьшение вероятности правила, но и обогащение/обеднение набора  $\langle P_{i1}, \dots, P_{im} \rangle$  признаков правила, выполнение которых требуется для применения правила и принятия решения о совершении действия  $A_i$ . Таким образом, автоматически идет процесс дифференциации стимулов необходимых для выполнения действия. Этот процесс можно описать следующим образом:

- если при прогнозировании результата  $P_0$  по закономерности  $\langle P_{i1} \& \dots \& P_{im} \& A_i \rangle \rightarrow P_0$  оказывается, что в состоянии

$\langle P_1, \dots, P_k \rangle$  системы имеется дополнительный признак  $P_n$ , при учете которого прогноз действия будет чаще совпадать с результатом, то этот признак нужно включить в условие закономерности;

- если при прогнозировании результата  $P_0$  по закономерности  $\langle P_{i1} \& \dots \& P_{im} \& A_i \rangle \rightarrow P_0$  не учитывать некоторый признак  $P_{ir}$  из посылки  $\langle P_{i1}, \dots, P_{im} \rangle$  и прогноз действия будет чаще совпадать с результатом, то признак  $P_{ir}$  нужно исключить из условия закономерности.

На рисунке 3 представлен граф вывода соответствующий вышеописанному процессу.

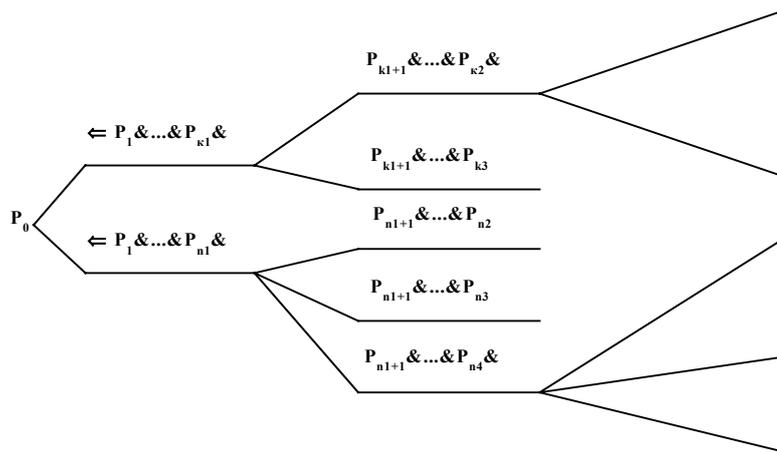


Рис. 3

Включение/исключение некоторого признака в/из закономерности определяется на основании дополнительного статистического критерия с заданным уровнем значимости.

Добавление или удаление признаков из закономерности  $\langle P_{i1} \& \dots \& P_{im} \& A_i \rangle \rightarrow P_0$  осуществляется таким образом, что за-

кономерность всегда остается «вероятностным законом», т.е. удовлетворяет следующим условиям:

1.  $P(\langle P_{i1}, \dots, P_{im}, A_i \rangle) > 0$ ;
2.  $P(P_0 / \langle P_{i1}, \dots, P_{im}, A_i \rangle) > P(P_0 / \langle P_{i1}, \dots, P_{ir-1}, P_{ir+1}, \dots, P_{im}, A_i \rangle)$ ;
3. К посылке  $\langle P_{i1}, \dots, P_{im} \rangle$  закономерности нельзя добавить какой-либо новый признак состояния, без нарушения условий один и два.

Здесь  $P$  – обозначение вероятности.

Понятие вероятностного закона успешно применялось для решения большого числа задач в медицине, финансах, биоинформатике, психофизике [3,4].

#### *Список литературы*

1. Анохин К.В., Бурцев М.С., Зарайская И.Ю., Лукашев А.О., Редько В.Г. Проект «Мозг анимата»: разработка модели адаптивного на основе теории функциональных систем <http://wsni2003.narod.ru/Papers/Anokhin.htm>
2. Витяев Е.Е. Семантический подход к созданию баз знаний. Семантический вероятностный вывод. // Вычислительные системы, Новосибирск, 1992, вып.146, с. 19-49
3. Kovalerchuk B., Vityaev E. Data Mining in Finance: Advances in Relational and Hybrid methods. (Kluwer international series in engineering and computer science; SECS 547), Kluwer Academic Publishers, 2000, p.308.
4. Scientific Discovery: <http://www.math.nsc.ru/LBRT/logic/vityaev>