

ПРИМЕНЕНИЕ ГИБРИДНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Е. С. Макарова

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время широкое распространение получают различные методы моделирования сложных динамических систем, в том числе – методы имитационного моделирования. Особый интерес представляют системы имитационного моделирования, которые позволяют в режиме реального времени изучить поведение одного или нескольких взаимосвязанных объектов, оценить результаты такого взаимодействия, ответить на интересующий исследователя вопрос «А что будет, если ...?». Возникает также возможность многократного повторения экспериментов с различными входными данными, что не всегда доступно в реальной жизни. В большинстве таких систем принятие решений о поведении объектов в процессе моделирования основано на вероятностном подходе, когда выбор одного из возможных действий объекта осуществляется случайным образом. При таком подходе в большинстве случаев не учитывается взаимосвязь между поведением объекта и окружающей его средой. Поэтому актуальной является задача обоснованного принятия решений о поведении объекта с учетом состояния окружающей его среды (состояний взаимосвязанных объектов, случайных факторов), причем исследователь, при необходимости, должен иметь возможность определить причины принятия такого решения.

Одним из подходов к решению описанной выше задачи является использование аналитических многокритериальных методов принятия решений [1], использующих знания экспертов. Следует заметить, что такие методы позволяют определить причины принятого решения, однако их использование в системах имитационного моделирования значительно замедляет процесс моделирования (сложность выполняемых вычислений, сложность обработки большого числа параметров объектов, необходимость участия экспертов на различных этапах принятия решений). Альтернативой является использование систем нечеткой логики, когда участие экспертов предполагается лишь на подготовительном этапе. Однако, в таком случае от экспертов требуется задать не только решающие правила, но и функции принадлежности для перехода от четких значений входных данных к нечетким (фуззификация) и обратно (дифузификация). Использование гибридных нейронных сетей в задачах принятия решений позволяет исключить участие экспертов в процессе моделиро-

вания и соответственно ускорить процесс принятия решений в силу того, что настройка и обучение нейронной сети с участием экспертов выполняются на подготовительном этапе. При этом обязательного наличия функций принадлежности не требуется, поскольку нейронная сеть после соответствующего обучения может автоматически производить фуззификацию. В данной статье приводится описание процесса использования гибридной нейронной сети для принятия решений в системе имитационного моделирования.

1. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГИБРИДНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Рассмотрим процесс принятия решений для имитационной модели объекта в системе пространственно-временного моделирования военных действий. Допустим на некотором этапе моделирования необходимо принять решение о выборе маршрута движения объекта. Как правило, выбор осуществляется на основании минимальности длины маршрута. Однако, при построении детальной модели и рассмотрении движения на цифровой карте местности возникает вопрос о проходимости предложенного маршрута моделируемым объектом в условиях противостояния – скрытности от противника. Поэтому далее будем характеризовать возможный маршрут следующими параметрами: x_1 – коэффициент проходимости, x_2 – коэффициент маскировки, x_3 – длина пути, $x_1, x_2, x_3 \in R$.

Эти параметры подаются на вход системы управления объектом. Руководствуясь рекомендациями экспертов (нечеткие правила, нечеткие множества с функциями принадлежности), система должна определить дальнейший маршрут движения объекта.

Пусть экспертами заданы следующие нечеткие правила:

$$\begin{aligned} \Pi_1 : & x_1 \text{ есть } S_1 \text{ и } x_2 \text{ есть } S_2 \text{ и } x_3 \text{ есть } M_3 \text{ то } z \text{ есть } S_4, \\ \Pi_2 : & x_1 \text{ есть } M_1 \text{ и } x_2 \text{ есть } H_2 \text{ и } x_3 \text{ есть } S_3 \text{ то } z \text{ есть } H_3, \\ \Pi_3 : & x_1 \text{ есть } H_1 \text{ и } x_2 \text{ есть } M_2 \text{ и } x_3 \text{ есть } S_3 \text{ то } z \text{ есть } M_4, \end{aligned}$$

где x_1, x_2, x_3 – описанные выше параметры (вход системы), z – выход системы, $S_1, S_2, S_3, S_4, M_1, M_2, M_3, M_4, H_1, H_2, H_3$ – некоторые нечеткие множества, имеющие следующие функции принадлежности:

$$\begin{aligned} \mu_{S_1}(x_1) &= \max\left(\min\left(\frac{x_1}{0.1}; \frac{0.3 - x_1}{0.2}\right); 0\right), \quad \mu_{S_2}(x_2) = \max\left(\min\left(\frac{x_2}{0.3}; \frac{0.5 - x_2}{0.2}\right); 0\right), \\ \mu_{S_3}(x_3) &= \max\left(\min\left(1; \frac{50 - x_3}{30}\right); 0\right), \quad \mu_{S_4}(z) = \max\left(\min\left(\frac{z}{0.1}; \frac{0.5 - z}{0.3}\right); 0\right), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\mu_{M_1}(x_1) &= \max\left(\min\left(\frac{x_1 - 0.2}{0.3}; \frac{0.8 - x_1}{0.3}\right); 0\right), \\
\mu_{M_2}(x_2) &= \max\left(\min\left(\frac{x_2 - 0.3}{0.2}; \frac{0.7 - x_2}{0.2}\right); 0\right), \\
\mu_{M_3}(x_3) &= \max\left(\min\left(\frac{x_3 - 20}{30}; \frac{80 - x_3}{30}\right); 0\right), \\
\mu_{M_4}(z) &= \max\left(\min\left(\frac{z - 0.2}{0.3}; \frac{0.8 - z}{0.3}\right); 0\right), \quad \mu_{H_1}(x_1) = \max\left(\min\left(\frac{x_1}{0.2}; 1\right); 0\right), \\
\mu_{H_2}(x_2) &= \max\left(\min\left(\frac{x_2 - 0.5}{0.3}; 1\right); 0\right), \quad \mu_{H_3}(z) = \max\left(\min\left(\frac{z - 0.5}{0.3}; \frac{1 - z}{0.2}\right); 0\right).
\end{aligned}$$

Для определения выходной переменной воспользуемся алгоритмом нечеткого вывода Мамдани [2], в рамках которого необходимо:

1) по заданным значениям x_1, x_2, x_3 найти значения $\mu_{S_1}(x_1), \mu_{S_2}(x_2), \mu_{S_3}(x_3), \mu_{M_1}(x_1), \mu_{M_2}(x_2), \mu_{M_3}(x_3), \mu_{H_1}(x_1), \mu_{H_2}(x_2)$;

2) найти α -срезы для каждого из правил по формулам

$$\alpha_1 = \min(\mu_{S_1}(x_1), \mu_{S_2}(x_2), \mu_{M_3}(x_3)), \quad \alpha_2 = \min(\mu_{M_1}(x_1), \mu_{H_2}(x_2), \mu_{S_3}(x_3)),$$

$$\alpha_3 = \min(\mu_{H_1}(x_1), \mu_{M_2}(x_2), \mu_{S_3}(x_3)); \quad (1)$$

3) получить скорректированные функции принадлежности: по формулам

$$\begin{aligned}
C_1(z) &= \min(\alpha_1, \mu_{S_4}(z)), \quad C_2(z) = \min(\alpha_2, \mu_{M_4}(z)), \\
C_3(z) &= \min(\alpha_3, \mu_{H_3}(z)); \quad (2)
\end{aligned}$$

4) получить функцию принадлежности итогового нечеткого множества по формуле

$$\mu_{\Sigma}(z) = \max(C_1(z), C_2(z), C_3(z)) \quad (3)$$

5) по методу центра тяжести (центроидному методу) [3] вычислить значение искомой выходной величины z :

$$z = \sum_{i=1}^n \mu_{\Sigma}(z_i) z_i / \sum_{i=1}^n \mu_{\Sigma}(z_i). \quad (4)$$

Гибридная нейронная сеть, отражающая приведенный механизм вывода, представлена на рисунке 1. Данная сеть может быть описана следующим образом.

1. Слой 1. Выходы узлов этого слоя представляют собой значения функций принадлежности при заданных значениях входов.

2. Слой 2. Выходами нейронов этого слоя являются α -срезы для каждого из правил, вычисляемые по формулам (1). Нейроны данного слоя обозначены буквой T .

3. Слой 3. Выходами нейронов этого слоя являются скорректированные функции принадлежности, вычисляемые по формулам (2).

4. Слой 4. Выходом нейрона этого слоя является функция принадлежности итогового нечеткого множества, вычисляемая по формуле (3).

5. Слой 5. Нейрон данного слоя вычисляет выход сети по формуле (4).

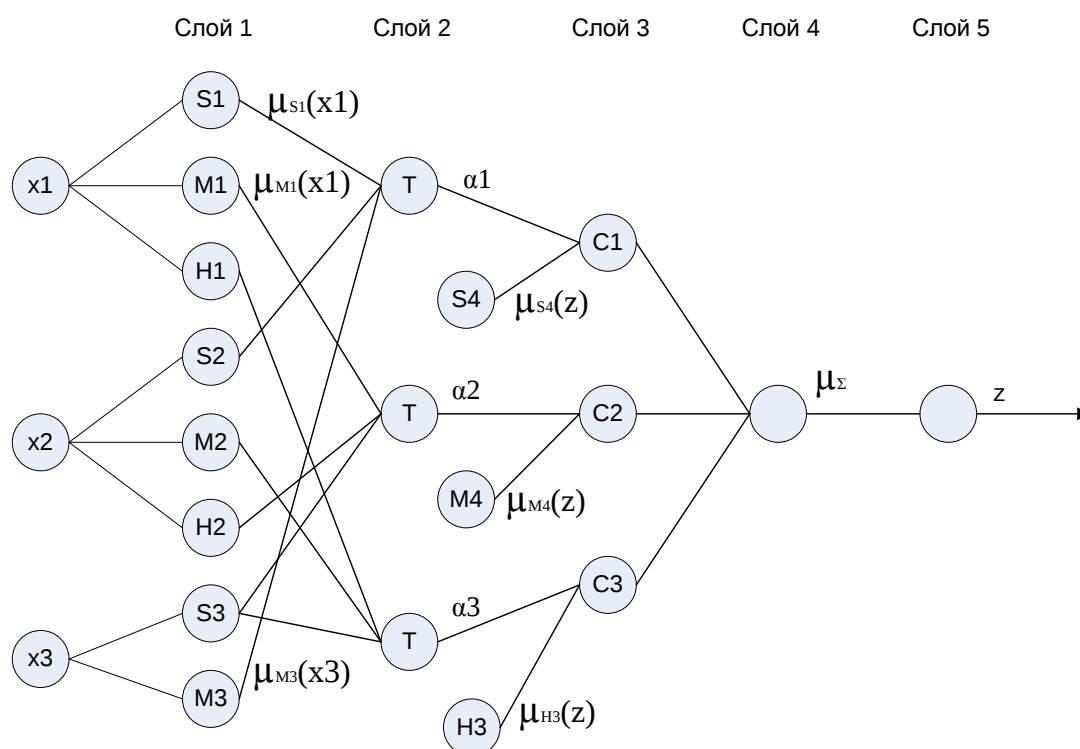


Рис. 1. Структура гибридной нейронной сети

Реализация построенной нейронной сети может быть выполнена в специализированных пакетах, например, NeuroSolutions for Excel 6.1. Данный пакет также позволяет произвести обучение нейронной сети по одному из приведенных в [1,2] алгоритмов.

Литература

1. Ларичев О. И. Теория и методы принятия решений / Москва, 2000.
2. Круглов В. В., Борисов В. В. Гибридные нейронные сети / Смоленск, 2001.
3. Комарцова Л. Г., Максимов А. В. Нейрокомпьютеры / Москва, 2004.