

УДК 681.5

Качур С.А., канд. техн. наук, доцент

Севастопольский национальный технический университет

Студгородок, г. Севастополь, Украина, 99053

E-mail: root@sevgtu.sebastopol.ua

МОДУЛЬНАЯ ОРГАНИЗАЦИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ НА ОСНОВЕ СЕТЕЙ ПЕТРИ ДЛЯ ОПИСАНИЯ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ СИТУАЦИИ

Приведена модель нейронной сети зрительной коры головного мозга на основе сетей Петри. Определены критерии оптимизации для адаптивных алгоритмов обучения сети.

В настоящее время значительное внимание уделяется созданию систем интеллектуального управления[1]. Широкие возможности нейроуправления [2], а также перспективы модульной структуры нейронных сетей [3] позволяют говорить о необходимости разработки новых подходов к решению задач адаптивного управления. В основе модульного подхода к построению нейронных сетей лежит концепция модульной организации сознания.

Концепция модульной организации сознания была предложена американским физиологом В. Маункаслом. В соответствии с этой концепцией [4] кора головного мозга состоит из многоклеточных ансамблей или вертикальных колонок, которые охватывают все слои коры снизу доверху. Любая корковая колонка содержит примерно равное число клеток – около 100. Несколько таких колонок (вертикальных ансамблей) объединяются в модуль (или модулярную колонку). Модули получают и перерабатывают информацию, а также функционируют совместно в составе обширных петель передачи информации. Модули группируются в более крупные совокупности, например, первичную зрительную, слуховую или двигательную кору в зависимости от входной информации. Таким образом, каждый модуль действует как единица обработки информации в системе с обратными связями.

Существует проблема создания таких моделей нейронных сетей, которые позволили бы представлять различного рода знания и разрабатывать алгоритмы оперирования этими знаниями для решения возможно более широкого круга задач искусственного интеллекта (ИИ). К группе наиболее сложных задач, рассматриваемых в ИИ, относится управление движением объекта в естественной среде. Полное описание естественной среды построить в общем случае невозможно. Это означает, что система управления движением в такой среде должна строиться как гибкая и адаптивная. Задача является комплексной, т.е. включает разработку подсистем обработки сигнальной информации, поступающей от датчиков состояния среды и самого объекта, подсистем оценивания ситуации, принятия решений и т.п. Подоб-

ные задачи и проблемы характерны для современной робототехники и, следовательно, оптимизации управления производственными процессами.

Модель стохастических систем и их соединений на основе сетей Петри (СП) может быть положена в основу описания модульной организации зрительной коры головного мозга, если каждому переходу СП поставить в соответствие модель нейронного модуля (модулярной колонки) переменного объема кратного 100 нейронам. Зрительная кора включает различные корковые зоны головного мозга. Причем, между этими зонами существует иерархия [4]. В модели объединяются все зоны в один куб, состоящий из нейронных модулей.

Опишем модель зрительной коры (ЗК) на основе СП, не рассматривая при этом организацию других отделов мозга, связанных с обучением и памятью.

Информация поступает на входы СП ЗК: 1) от измерительной системы, отражающей окружающую среду относительно объекта (ситуацию); 2) из кратковременной памяти в виде начальных для текущего малого интервала времени значений вероятностей связей между нейронными модулями и значений величин объемов нейронных модулей; 3) из долговременной памяти как описание конфигурации СП, включающее задание связей между модулями и определение сдерживающих событийных гипердуг.

Выходная информация СП ЗК поступает: 1) на блок идентификации ситуации с целью подготовки информации для принятия решения и передачи этой информации в архивную память; 2) в кратковременную память для коррекции информации об объемах нейронных модулей и вероятностях связей между ними; 3) в долговременную память для изменения имеющейся информации о конфигурации СП.

Предположим, что модель нейронной сети зрительной коры имеет фиксированное число N нейронов, которые объединены в n равных по объему модулей, тогда средний объем i -го нейронного модуля определяется по формуле $V_i^{cp} = N/n$; ограничения на объем модуля заданы. Первоначально до обучения все модули имеют равный объем. Нейронная сеть описывается в виде сети нейронных модулей, каждый из которых может быть связан только с соседними нейронными модулями. На рисунке 1,б изображена конфигурация СП для одного модуля T_0 , пространственное расположение которого в модели относительно модулей T_1-T_6 схематично изображено на рисунке 1,а.

В процессе обучения объемы модулей изменяются, но суммарный объем остается постоянным, т.е.

$$\sum_{i=1}^n V_i = N = \text{const.}$$

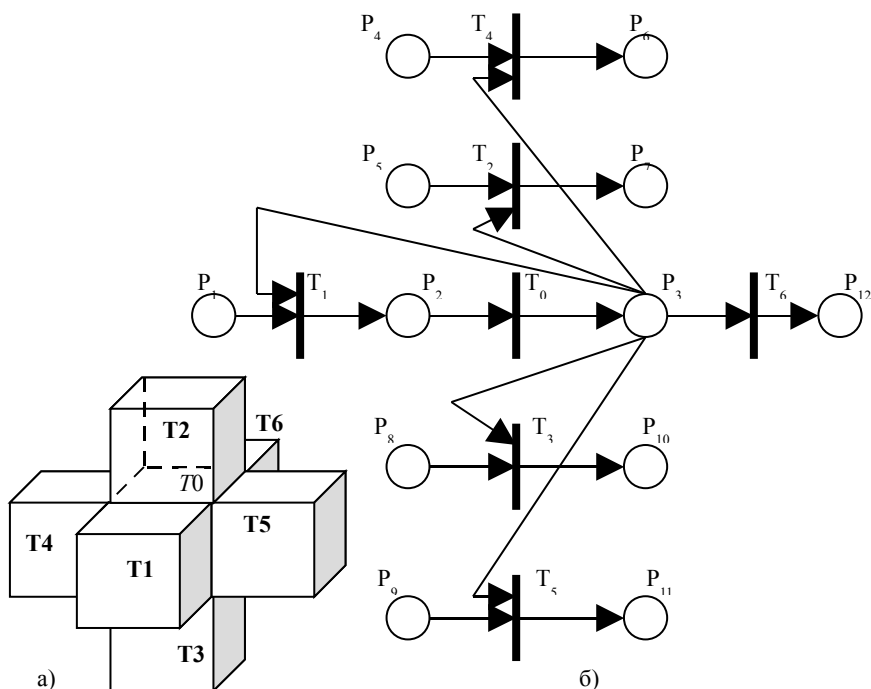


Рисунок 1 – Пространственная схема соседних нейронных модулей для нейронного модуля T_0 (а) и ее описание сетью Петри (б).

Первоначально всем связям между модулями, т.е. дугам СП, соединяющим входные позиции P_j с переходами T_i , поставлены в соответствие одинаковые вероятности их использования, равные 0,5. В результате функционирования СП вероятности изменяются в диапазоне от 0 до 1 и появляются сдерживающие событийные гипердуги. Информация о изменениях СП хранится в кратковременной и долговременной памяти.

На рисунке 1,б не изображены входные сигналы. В действительности каждый переход СП связан с множеством позиций PX_i , которым поставлены в соответствие векторы сигналов X_i , идущие от измерительной системы. Дугам, исходящим из PX_i , поставлены в соответствие единичные вероятности. Если внешняя информация для i -го нейронного модуля отсутствует, то вектор X_i принимает нулевые значения.

Процесс обучения основывается на использовании двух алгоритмов:

1) адаптивного алгоритма параметрической оптимизации стохастических систем и их соединений на основе СП; 2) адаптивного алгоритма структурной оптимизации стохастических систем и их соединений на основе СП.

Вектор объемов нейронных модулей описывается уравнением

$$\dot{V} = G_0(t), \quad V(t_0) = V^{cp},$$

где V – вектор объемов нейронных модулей; G_0 – вектор шума, для которого выполняется ограничение (1), т.е. $\sum_i g_0^{(i)}(t) = 0$ ($g_0^{(i)}$ – i -ый элемент вектора G_0 , соответствующий i -му нейронному модулю).

$g_0^{(i)}$ определяется по следующей формуле

$$g_0^{(i)}(t) = g^{(i)}(t) - \frac{\sum_{i=1}^n g^{(i)}(t)}{n},$$

где $g^{(i)}(t)$ – центрированный гауссовский белый шум.

На вектор параметров V накладывается ограничение

$$V_H^{(i)} \leq V_i \leq V_B^{(i)},$$

где $V_H^{(i)}, V_B^{(i)}$ – нижняя и верхняя границы V_i соответственно.

Сделаем допущение, что все клетки всех нейронных модулей имеют одинаковые значения параметров, в том числе и период функционирования T_0 нейрона. Тогда основным показателем функционирования нейронного модуля является время T_a наступления полной активности нейронного модуля, т.е. быстроедействие.

Быстроедействие связано с объемом нейронного модуля

$$T_a^{(i)} = f(V_i).$$

Быстродействие (вектор T_a) можно рассматривать как вектор состояния системы. Среднее быстродействие T_c системы определяется по формуле

$$T_c = \sum_l p_l \sum_{j \in l} \hat{m}_{T_a}^{(j)},$$

где $\hat{m}_{T_a}^{(j)}$ – среднее быстродействие j -го нейронного модуля l -ой структуры СП, вероятность появления которой равна p_l .

Теоретическое требуемое среднее быстродействие системы задано и равно $T_c^{(T)}$, что составляет доли секунды.

Критерий параметрической оптимизации – минимум среднего квадрата отклонения T_c от $T_c^{(T)}$ при векторе управления параметрами (объемами нейронных модулей) UV .

При структурной оптимизации объемы нейронных модулей принимаются постоянными, определенными в результате параметрической оптимизации. В качестве теоретически требуемого вектора состояний рассматривается вектор $X_{вых}^{cp}$ средних значений выходных сигналов переходов (нейронных модулей). Элемент вектора $X_{вых}^{cp}$ рассчитывается по формуле

$$x_{вых}^{cp(i)} = \sum_l p_l \sum_{j \in l} \hat{m}_x^{(j)},$$

где $\hat{m}_x^{(j)}$ – среднее значение выходного сигнала j -го перехода, принадлежащего l -ой структуре, вероятность появления которой p_l в процессе моделирования СП при реализации адаптивного алгоритма параметрической оптимизации.

Дуги, поступающие на входы нейронных модулей (переходов) объемом $V_i > kV_i^{cp}$ ($k > 1$ – заданная константа), считаются управляемыми, т.е. поставленные в соответствие им вероятности могут принимать значения только из множества $\{0;1\}$.

Критерий структурной оптимизации – минимум среднего квадрата отклонения состояния системы $X_{вых}$ от теоретически требуемого $X_{вых}^{cp}$ при векторе управления структурой US .

Сетевая модель нейронной сети зрительной коры и адаптивные алгоритмы оптимизации параметров и структуры являются составной частью организации модели памяти нейрокомпьютера. В зависимости от конкретного приложения нейрокомпьютер может быть различной сложности, т.е. возможно варьирование суммарным объемом нейронных модулей и их средним объемом. Предлагаемый подход дает возможность значительно увеличить объем искусственных нейронных сетей за счет модульной струк-

туры. Предполагается рассмотреть применение разработанной модели при создании систем интеллектуального управления.

Библиографический список

1. Васильев С.Н. Расширение потенциала управления с помощью новых средств представления и обработки знаний / С.Н. Васильев // Проблемы управления и информатики. — 2002. — № 4. — С. 21–36.

2. Галушкин А.И. Основы нейроуправления / А.И. Галушкин // Нейрокомпьютеры. — 2002. — № 9–10. — С. 87–106.

3. Дорогов А.Ю. Структурный синтез модульных слабосвязанных нейронных сетей: I. Методика структурного синтеза модульных нейронных сетей / А.Ю. Дорогов // Кибернетика и системный анализ. — 2001. — № 2. — С. 34–42.

4. Блум Ф. Мозг, разум и поведение / Ф. Блум, А. Лейзерсон, Л. Хофстедтер. — М.: Мир, 1988. — 248 с.

Поступила в редакцию 3.10.2003 г.