

9. **Белый А. В., Карпенко Г. Д., Мышкин Н. К.** Структура и методы формирования износостойких поверхностных слоев. М.: Машиностроение, 1991. 208 с.
10. **Комаров Ф. Ф., Морозкин Н. В.** // ЖТФ. 1984. Т. 54, № 9. С. 1836–1837.
11. **Ионная имплантация** / Под ред. Дж. К. Хирвонена. М.: Металлургия, 1985. 391 с.
12. **Поверхностная упрочняющая обработка с применением концентрированных потоков энергии** / А. В. Белый, Е. Н. Макумок, И. Л. Поболь; Под ред. В. И. Беляева. Минск: Навука і тэхніка, 1990. 79 с.
13. **Мухин В. С., Смыслов А. М., Боровский С. М.** Модифицирование поверхности деталей ГТД по условиям эксплуатации. М.: Машиностроение, 1995. 256 с.
14. **Смыслов А. М., Коробейников Н. И., Селиванов К. С.** К вопросу об исследовании фреттинг-коррозии на контактирующих криволинейных поверхностях // Оптимизация процессов обработки конструкционных материалов: Межвуз. науч. сб. Уфа: УГАТУ, 1997. С. 99–108.
15. **Голего Н. Л.** Исследование кинетики возникновения и развития процесса схватывания металла при трении // Трение, смазка и износ деталей машин. Вып. 5. Минск, 1964. С. 45–50.
16. **Кашеев В.** Процессы в зоне фрикционного контакта металлов. М.: Машиностроение, 1987. 213 с.

ОБ АВТОРЕ

Селиванов Константин Сергеевич, аспирант кафедры технологии машиностроения УГАТУ. Дипл. инженер в области технологии машиностроения (УГАТУ, 1997).

УДК 658.512.001.89

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ТЕХНОЛОГИЧЕСКОМ ПРОЕКТИРОВАНИИ ПРОИЗВОДСТВА

М. В. ИВАНОВА

УГАТУ, факультет авиационно-технологических систем
Тел: (3472) 22 26 76 E-mail: imva@chat.ru

Аннотация: Рассмотрены нейросетевые методы решения следующих задач технологической подготовки машиностроительного производства: группирования деталей, оптимизации проектных технологических процессов и планировок технологического оборудования. Группирование деталей производится с помощью многослойного персептрона, оптимизационные задачи решаются с помощью искусственной нейронной сети Хопфилда обычной и модифицированной архитектуры

Ключевые слова: искусственный интеллект; оптимизация; технологические процессы; технологические планировки оборудования

В науке и технике находят все большее применение интеллектуальные моделирующие, вычислительные и управляющие системы на основе использования искусственных нейронных сетей (ИНС). Так, например, достаточно широко известны коммерческие программные продукты на основе ИНС, предназначенные для использования:

- в нефтяной и химической промышленности для анализа геологической информации, идентификации неисправностей оборудования, анализа состава примесей;

- в военной промышленности и авиации их используют для обработки звуковых, радарных, инфракрасных сигналов, обобщения информации и автоматического управления летательными аппаратами;

- в банках и страховых компаниях ИНС применяют для автоматического считывания финансовых документов, прогнозирования изменений экономических показателей, курсов валют, оценки финансовых рисков;

- в медицинской промышленности они нашли применение в целях анализа рентгенограмм, обнаружения отклонений в ЭКГ;

- в телекоммуникациях ИНС используют для адаптивного управления сетями связи, сжатия и восстановления изображений;

- в промышленном производстве их применяют в целях управления автоматическими манипуляторами и технологическими процессами.

В данной работе рассмотрены новые возможности применения искусственных нейронных сетей в технологической подготовке производства изделий машиностроения. С помощью математического аппарата теории искусственных нейронных сетей нами предложено решать задачи группирования деталей, оптимизации проектных технологических процессов обработки деталей и планировок расположения технологического оборудования.

Искусственная нейронная сеть представляет собой совокупность элементов — нейронов — с указанием правил взаимодействия нейронов между собой и закона эволюции всей системы во времени. Состояние нейрона характеризуется некоторым числом — его выходным сигналом. Каждый нейрон взвешивает значения своих входов и приводит над их суммой нелинейное преобразование. В зависимости от решаемой задачи для такого преобразования используют: пороговую и сигмоидальную функции, а также функцию гиперболического тангенса активации нейронов.

Для решения задач группирования деталей разработан метод использования многослойных ИНС Розенблатта (персептронов). Структура такой сети представлена на рис. 1. Количество слоев искусственной нейронной сети определяет ее классификационные возможности по отношению к анализируемой номенклатуре деталей. Так, однослойная сеть способна производить классификацию путем разделения n -мерного пространства входных сигналов, которые соответствуют конструкторско-технологическому коду изделий или их элементов, гиперплоскостями. Двухслойная ИНС (без скрытых слоев) может отделять классы тех же изделий или их элементов, которые лежат внутри выпуклых или неограниченных областей пространства входных сигналов. Для трехслойного персептрона, состоящего из входного, одного скрытого и выходного слоев, ограничения на выпуклость классифицируемых областей отсутствуют. Дополнительно к этому трехслойный персептрон позволяет объединять различные несоприкасающиеся множества изделий или их элементов в один класс.

Архитектуру ИНС Розенблатта с тремя слоями предлагается использовать для группирования деталей в процессе технологической подготовки производства. Классификационные возможности такой искусственной нейронной сети зависят только от числа нейронов в слоях.

Для построения архитектуры сети определим количество нейронов в скрытом слое N_{hid} по формуле [1]:

$$N_{hid} = \text{int} \left[\frac{(N_p - 1)N_{out}}{N_{in} + N_{out} + 1} \right], \quad (1)$$

где N_p — величина обучающей выборки; N_{in} и N_{out} — число входов и выходов сети соответственно.

Для определения количества нейронов во входном и выходном слоях можно воспользоваться следующими данными. Группирование деталей чаще всего производят либо по конструктивно-технологическим признакам деталей, либо по признакам элементарных поверхностей этих деталей. Кроме того, такое деление возможно как по преобладающим видам обработки (типам оборудования), так и по единству технологического оснащения и способу наладки станка [2]. Например, при группировании деталей по конструктивно-технологическому сходству в качестве входов ИНС выступают конструктивно-технологические признаки деталей: габариты, конструкционный материал, особенности конструкции детали, класс точности и шероховатость обрабатываемых поверхностей и другие. Нейронам выходного слоя соответствуют искомые группы деталей. Значения выходного сигнала определяют вероятность принадлежности анализируемой детали к тем или иным группам.

В качестве обучающей выборки используют информацию по эталонным деталям, для которых известна принадлежность к соответствующим группам. Сеть на основе этих эталонных де-

талей-представителей обучают по правилу обратного распространения. При этом код конструктивно-технологических признаков деталей обучающей выборки поочередно подают на входы сети. Далее производится сравнение полученного вектора выходных сигналов с известной информацией о принадлежности текущей детали той или иной группе. По полученному отклонению выходного сигнала от эталонного значения детали-представителя обучающий алгоритм корректирует весовые коэффициенты сети $\|W\|$. После обучения ИНС способна определять наиболее предпочтительное разбиение номенклатуры деталей на группы по конструктивно-технологическим признакам.

Другой важной задачей технологической подготовки производства является оптимизация технологического проектирования. В данном случае рассмотрено применение ИНС к оптимизации проектных технологических процессов и чертёжных технологических планировок оборудования реконструируемого производства.

Для решения задач выбора наиболее предпочтительных решений из множества возможных вариантов теория искусственных нейронных сетей позволяет использовать рекуррентную ИНС Хопфилда, структура которой приведена на рис. 2. Здесь $\|W\|$ — множество весовых коэффициентов связей между нейронами сети, а $\|IN\|$ и $\|OUT\|$ — множества входных и выходных сигналов. На рис. 2 нулевой слой состоит из точек ветвления, которые перераспределяют выходные сигналы сети $\|OUT\|$ на входы нейронов 1-го слоя.

Отличительной особенностью структуры такой сети является наличие обратной связи. Она необходима для обеспечения циклического функционирования ИНС во времени. Циклы вычислений повторяются до момента стабилизации состояния сети по параметрам выходного сигнала. Стабильному состоянию сети соответствует достижение минимума энергетической функции ИНС (E — функции Ляпунова), которую можно рассчитать по формуле [3]

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i \neq j} W_{ij} OUT_i OUT_j - \sum_i IN_i OUT_i, \quad (2)$$

где W_{ij} — весовой коэффициент связи между i -м и j -м нейронами; IN_i и OUT_i — соответственно входной и выходной сигнал i -го нейрона; $W_{ii} = 0$ и $W_{ij} = W_{ji}$ для всех i, j .

Конкретные оптимизационные проектно-технологические задачи можно решать с помощью ИНС Хопфилда путем приведения их целевых функций и ограничений к виду выражения (2). Рассмотрим в качестве примера задачи многокритериальной структурной оптимизации проектных технологических процессов (ТПП) и планировок технологического оборудования.

Задачу структурной оптимизации ТПП можно сформулировать следующим образом. Имеется многовариантный сетевой граф, вершинами которого являются варианты технологических операций обработки изделий, а дуги графа определяют

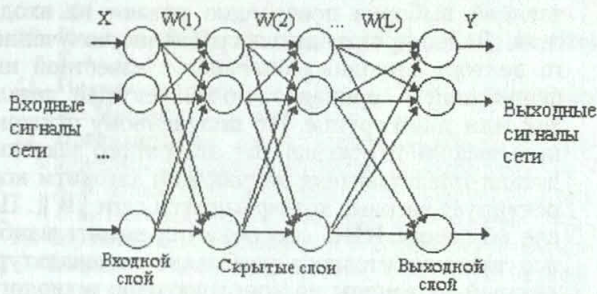


Рис. 1. Структура персептрона

возможность их последовательного выполнения. Критериями структурной оптимизации технологических процессов на таких графах приняты: технологическая себестоимость S , штучное время t технологических операций и капиталовложения в оборудование K . Для решения такой задачи многокритериальной оптимизации введем обобщенный критерий f [4], который рассчитан по формуле (3)

$$f_i = \mu_1 S_i^* + \mu_2 t_i^* + \mu_3 K_i^*, \quad (3)$$

где S_i^* , t_i^* , K_i^* — нормализованные значения критериев оптимизации на i -й операции; μ_1 , μ_2 , μ_3 — положительные числа, характеризующие относительную важность критериев:

$$\mu_1 + \mu_2 + \mu_3 = 1. \quad (4)$$

Нормализация критериев технологической себестоимости, штучного времени и капиталовложений, т. е. приведение их к безразмерному виду, осуществляется по формуле

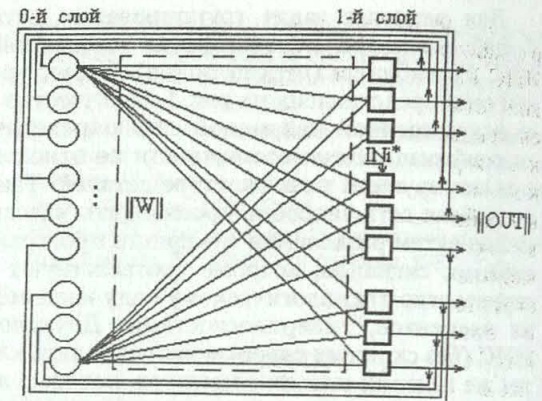
$$u_i^* = \frac{u_i - u_{\min}}{u_{\max} - u_{\min}}, \quad (5)$$

где u_{\min} и u_{\max} — минимальное и максимальное значения критерия u на множестве решений; u_i и u_i^* — текущее и нормализованное значения критерия u на i -й операции.

Целевая функция F такой оптимизационной задачи

$$F = \sum_{i=1}^n (\mu_1 S_i^* + \mu_2 t_i^*) X_i + \sum_{j=1}^m \mu_3 K_j^* \sum_{p=1}^n X_p^j, \quad (6)$$

где $\|X\|$ — множество вариантов выполнения операций, изменяющееся по $i = \overline{1, n}$; j — индекс, соответствующий модели оборудования, $j = \overline{1, m}$; X_p^j — p -й вариант операции технологического процесса, выполняемый на j -й модели оборудования.



* На вход нейронов первого слоя поступает соответствующий сигнал IN

Рис. 2. ИНС Хопфилда

Ограничениями данной оптимизационной задачи являются условия прохождения маршрута обработки от начальной до конечной вершины многовариантного технологического графа и условия невозможности последовательного выполнения вариантов операций в технологическом процессе, если они не связаны дугами. В результате оптимизации необходимо найти технологический маршрут на сетевом графе с минимальным значением многокритериальной целевой функции (5).

Для решения поставленной задачи в соответствии с уравнением (6) необходимо модифицировать ИНС. Главным отличием такой новой сети от ИНС Хопфилда является наличие в 1-м слое нейронов двух типов:

а) с активационной функцией гиперболического тангенса для определения необходимости включения тех или иных технологических операций в наилучший вариант маршрутной карты технологического процесса;

$$OUT_i = \frac{\text{th}(SUM_i) + 1}{2}, \quad (7)$$

где SUM_i — взвешенная сумма входных сигналов i -го нейрона; величина выходного сигнала этих нейронов принимает значения в промежутке $[0, 1]$ и определяет необходимость включения соответствующих технологических операций в структуру наилучшего маршрута обработки;

б) со ступенчатой функцией активации (функция округления числа до большего целого) для учета дискретности изменения величины капиталовложений в оборудование, что соответствует второй части уравнения (6).

Приведение целевой функции и ограничений задачи к виду выражения энергетической функции ИНС (2) позволило определить структуру специальной нейронной сети и рассчитать ее параметры — весовые коэффициенты и входные сигналы. Множество взаимосвязей между нейронами a -типа зависит от структуры исходного многовариантного сетевого графа технологического

процесса. Весовые коэффициенты таких взаимосвязей равны минус единице. Выходные сигналы этих нейронов также подаются на входы нейронов б-типа. Весовые коэффициенты этих связей равны количеству единиц технологического оборудования в техпроцессе, взятому с обратным знаком. Нейроны б-типа рассчитывают нормализованный критерий стоимости оборудования каждой модели, необходимого для изготовления деталей по всему технологическому маршруту. Их выходной сигнал со знаком "–" поступает на вход нейронов а-типа.

Входные сигналы нейрона а-типа, соответствующего i -й вершине многовариантного технологического графа, вычисляются по формуле

$$In_i = 1 - S_i^* - t_i^*. \quad (8)$$

У нейронов б-типа входные сигналы не равны нулю только для моделей оборудования входной (первой) и выходной (последней) вершин технологического графа. Их величина — количество необходимых станков для выполнения соответствующих им операций. Исходное состояние такой ИНС определяется следующим образом: для нейронов а-типа их выходы задаются случайным образом, а выходы нейронов б-типа принимаются равными нулю. После запуска нейронная сеть выполняет вычисления, пока ее состояние не стабилизируется. Количество циклов работы ИНС (вычисление выходов нейронов сети и передача их на входы по связям) не превышает количества вершин сетевого технологического графа. Адекватность получаемых результатов с помощью новой ИНС была проверена с помощью метода ветвей и границ при числе вариантов выполнения операций техпроцесса $n < 40$ и для больших сетей — методом случайного поиска. В первом случае найденный оптимальный вариант структуры технологического процесса по целевой функции (6) совпал с вариантом, определенным по методу ветвей и границ, а во второй ситуации, при использовании случайного поиска, был лучше.

Для решения задачи оптимизации технологических планировок оборудования также предлагается использовать искусственную нейронную сеть Хопфилда. Если в предыдущем случае была рассмотрена модифицированная сеть Хопфилда, то при разработке планировок структура ИНС остается неизменной. Новым здесь будет только область применения этого математического аппарата.

Для решения задач оптимизации технологических планировок оборудования большой размерности (планировка корпуса или цеха) в настоящее время используют локально-оптимизационные методы. Это связано с резким увеличением времени вычислений при большом количестве единиц оборудования [5]. Использование ИНС позволяет выйти на глобальный оптимум в решении такой задачи. Ее можно сформулировать следующим образом. Известны матрица грузопотоков между станками и матрица расстояний между площадками, отведенными для рабочих мест, размерностью $n \times n$, где n — число единиц оборудования. Необходимо найти план расположения обо-

рудования на заданных площадках, минимизирующий грузопоток на участке:

$$G = \sum_{s=1}^n \sum_{c=1}^n \sum_{p=1}^n \sum_{r=1}^n G_{sc} L_{pr} OUT_{sp} OUT_{cr}, \quad (9)$$

где G_{sc} — грузопоток между станками s и c ; L_{pr} — расстояние между площадками p и r ; OUT_{sp} — выход sp -го нейрона; s, c — индексы станков; p, r — индексы площадок. Ограничения задачи:

$$\sum_{s=1}^n OUT_{sp} = 1; \quad \sum_{p=1}^n OUT_{tp} = 1; \quad (10)$$

$$OUT_{sp} = 1 \text{ или } OUT_{sp} = 0.$$

Для решения предлагается использовать сеть Хопфилда, состоящую из n групп нейронов, каждая из которых также содержит n элементов. Пример структуры такой ИНС для случая трех станков изображен на рис. 2. Выход j -го нейрона i -й группы определяет наличие или отсутствие i -го станка на j -й площадке. Сопоставляя выражения (2), (9) и (10), можно определить структуру взаимосвязей между нейронами и параметры сети. Адекватность этого метода также была оценена с помощью метода динамического программирования (для примеров компоновок, состоящих из 17 станков) и методом случайного поиска (для более крупных производственных участков).

На основе изложенного математического аппарата были разработаны пакеты прикладных программ, которые апробированы на примерах технологической подготовки производства деталей авиационных двигателей. Использование этих программ показало, что отличительной особенностью таких алгоритмов является параллелизация вычислений, что приводит к резкому сокращению времени решения задач на ЭВМ.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Алгоритмы нейросетевого моделирования химико-технологических процессов / Л. С. Гордеев, В. А. Иванов и др. // Программные продукты и системы. 1998. № 1. С. 25–29.
2. Организационно-технологическое проектирование ГПС / В. О. Азбель, А. Ю. Звоницкий и др.; Под общ. ред. С. П. Митрофанова. Л.: Машиностроение, Ленингр. отд-ние, 1986. 294 с.
3. Hopfield J. J. Neurons with graded response have computational properties like those of two-state neurons // Proc. Nat. Acad. Sci. USA. 1984. Vol. 81. P. 3088–3092.
4. Подиновский В. В., Ногин В. Д. Парето-оптимальные решения многокритериальных задач. М.: Наука, 1982. 256 с.
5. Мельников Г. Н., Вороненко В. П. Проектирование механосборочных цехов / Под ред. А. М. Дальского. М.: Машиностроение, 1990. 352 с.

ОБ АВТОРЕ

Иванова Марина Валерьевна, аспирантка кафедры технологии машиностроения УГАТУ. Дипл. инженер в области технологии машиностроения (УГАТУ, 1997).