

УДК 004.8:621

С. Г. СЕЛИВАНОВ, В. В. НИКИТИН, С. Н. ПОЕЗЖАЛОВА, М. В. СЕЛИВАНОВА

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ ПОДГОТОВКЕ МАШИНОСТРОИТЕЛЬНОГО ПРОИЗВОДСТВА

Рассмотрены методы технологического проектирования, рекомендуемые для авиадвигателестроения. Предложен метод нечеткой логики для выбора высоких узловых технологий, позволяющий реализовать задачу поиска «ядра решений» для технологического обеспечения создания газотурбинных двигателей, реализована многокритериальная оптимизация проектных технологических процессов авиадвигателестроительного производства на основе искусственной нейронной сети Хопфилда, а также предложен метод использования генетического алгоритма для разработки технологических компоновок и планировок оборудования машиностроительного производства. *Технологическая подготовка производства; методы технологического проектирования; нечеткая логика; разработка комплектов проектной технологической документации; нейронная сеть Хопфилда; структурная многокритериальная оптимизация; генетический алгоритм; разработка технологических компоновок*

Технологическая подготовка производства в инноватике – это основной инструмент нововведений, т. е. постановки на производство новой конкурентоспособной продукции средствами разработки новых технологий, создания ориентированных на инновационную деятельность систем ускоренной технологической подготовки производства (ТПП) новой техники.

Системы ТПП ранее создавались эмпирически, исходя из опыта их разработчиков. В них было много полезных рецептурных предложений по разработке унифицированных типовых и групповых технологических процессов, быстроперенастраиваемых средств технологического оснащения, автоматизации тех или иных задач технологической подготовки производства. Все сказанное позволяло сокращать сроки постановки на производство новых изделий, но вместе с тем системы технологической подготовки производства, созданные в конце XX в., недостаточно использовали возможности системотехники для математического моделирования и оптимизации проектно-технологических решений на основе использования средств искусственного интеллекта.

Технологическая подготовка производства как этап инновационной деятельности обеспечивает технологическую готовность производства к выпуску новой продукции. Она может быть:

- перспективной (включает мероприятия по подготовке производственных мощностей предприятия средствами реконструкции и тех-

нического перевооружения, созданию сложных систем технологического оборудования, в том числе автоматических линий, гибкого, интегрированного производства, роботизированного производства, интеллектуального производства);

- оперативной (обеспечивает технологическую готовность производства к выпуску новой продукции средствами организации и управления технологической подготовкой производства, технологического анализа изделий и производства, проектирования технологических процессов и средств технологического оснащения, подготовки управляющих программ, разработки норм технологического проектирования, изготовления средств технологического оснащения, монтажа и отладки технологического комплекса).

Технологическая подготовка производства не является изолированной функцией управления. Она тесно связана с другими системами подготовки и управления производством (рис. 1).

Для решения в рамках названных функций задач создания автоматизированных систем технологической подготовки производства (АСТПП) на основе использования средств искусственного интеллекта (экспертных систем, нейронных сетей, методов нечеткой логики и генетических алгоритмов) необходимо рассмотреть следующие методы технологического проектирования, рекомендуемые для авиадвигателестроения.

Технологический анализ конструкции изделий. Для разработки единых технологий авиадвигателей нового поколения, а также по-

вышения их удельных тяговых характеристик в данном исследовании предложен метод определения «ядра решений» на основании анализа данных патентной статистики, известных как в нашей стране, так и за рубежом промышленных образцов и полезных моделей, обобщенных в электронной базе данных [1].

Система автоматизации расчетов при использовании метода нечеткой логики [2] предусматривает формирование системы ввода-вывода информации. Числовые значения входных (оценка патента) и выходных (технология)

переменных преобразуются в переменные нечеткой логики в зависимости от принадлежности к заданному множеству: низкая оценка (малоперспективная технология), промежуточная технология, высокая технология, которой соответствует «отличная» оценка. В качестве входных сигналов (input) принят кортеж патентов по каждому узлу трехвального газотурбинного двигателя, выходным сигналом (output) является отсортированная в ходе компьютерного моделирования узловая технология (рис. 2).

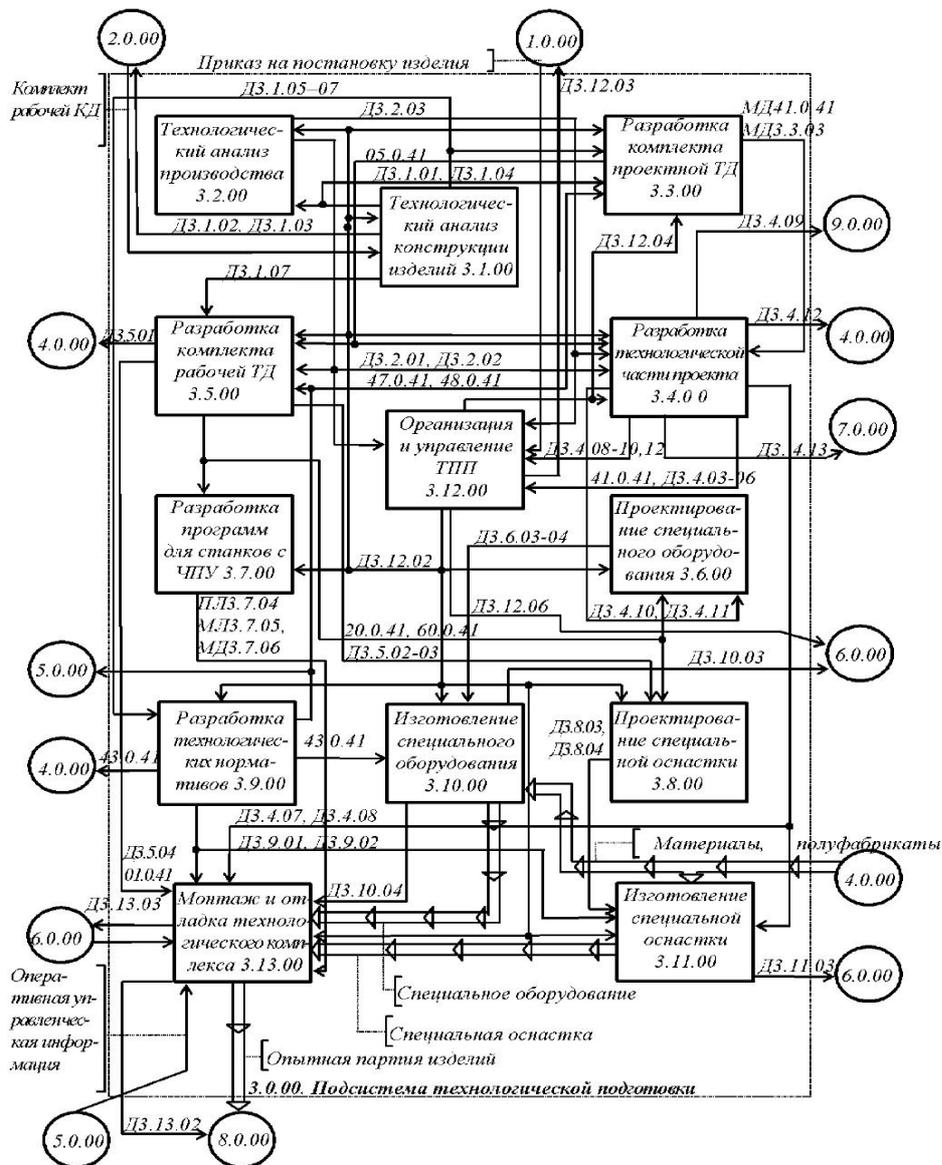


Рис. 1. Блок-схема функций системы технологической подготовки производства: 1.0.00 – административные функции управления; 2.0.00 – конструкторская подготовка производства; 3.0.00 – технологическая подготовка производства; 4.0.00 – управление материально-техническим обеспечением; 5.0.00 – оперативное управление основным производством; 6.0.00 – технико-экономическое планирование; 7.0.00 – управление кадрами; 8.0.00 – управление сбытом продукции; 9.0.00 – ремонт и модернизация оборудования

В данной работе с помощью метода нечеткой логики («Fuzzy Logic») предлагается проводить отбор технологий, попадающих в область так называемых «высоких технологий», из имеющихся вариантов патентов. На рис. 3 условно показана S-образная кривая развития узловых технологий вентилятора авиационного двигателя, а поверхность представляет собой множество вариантов развития узловых технологий, из которых можно выделить «ядро решений» для разработки единой технологии двигателя нового поколения.

Для системного анализа полученного «ядра решений» из области высоких технологий на следующем шаге рекомендуется строить структурные модели в виде многовариантных графов развития единых технологий авиационного двигателя нового поколения, на которых обобщены только точки узловых технологий (рис. 4), отобранные на предыдущем шаге анализа с использованием метода нечеткой логики.

Многовариантный граф развития единых технологий является ядром возможных как конструкторских, так и проектно-технологических решений (в виде предварительных комплектов технологической документации для разработки проектных, перспективных и директивных тех-

нологических процессов) в целях структурной оптимизации единых технологий.

После ввода в систему MATLAB 6.5 данных по экспертной оценке патентных документов, оценки их значимости для увеличения тяги, степени сжатия компрессора, температуры на турбине, в соответствии с полученным многовариантным графом, поверхность развития несколько модифицируется, рис. 5.

По результатам такого анализа на основании данных патентной статистики можно выделить перечень наиболее перспективных технологий для обеспечения новых конструкторских решений создания авиационного двигателя, разработки предварительного комплекта технологической документации и проектирования директивных технологических процессов.

Разработка комплектов проектной технологической документации. Следующей функцией АСПП, которую выполняют по результатам технологического анализа конструкции изделия, является разработка директивных, перспективных и проектных технологических процессов. Для решения такого типа задач средствами искусственного интеллекта рекомендуется использовать модифицированную искусственную нейронную сеть (ИНС) Хопфилда [3].

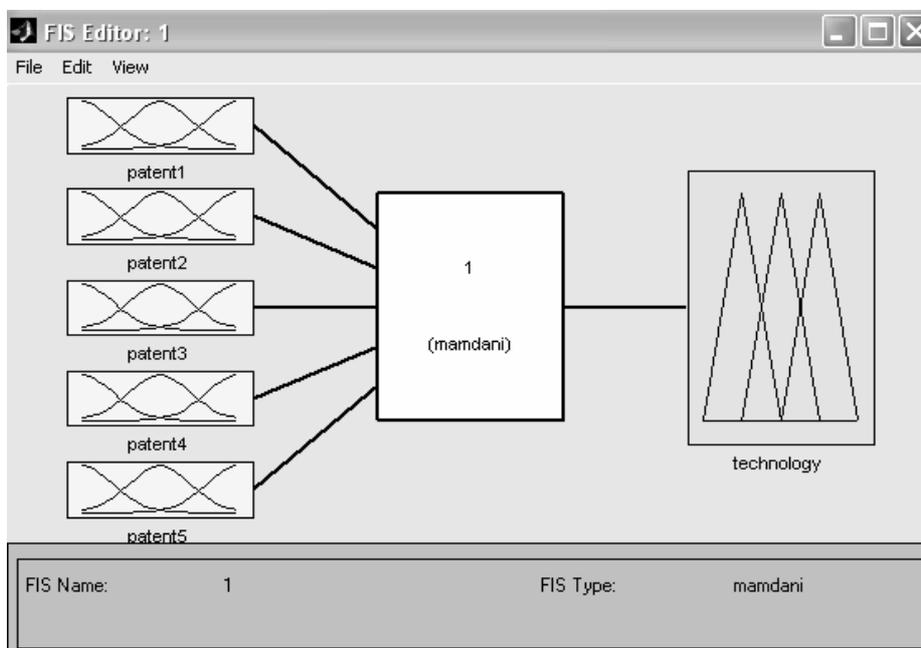


Рис. 2. Модель «Fuzzy Logic» для отбора узловых технологий по данным патентной статистики: *Patent* 1, 2, 3, 4, 5 ... – номера патентов, содержащихся в электронной базе данных по анализируемому узлу авиационного двигателя; *Technology* – разгруппированный массив узловых технологий

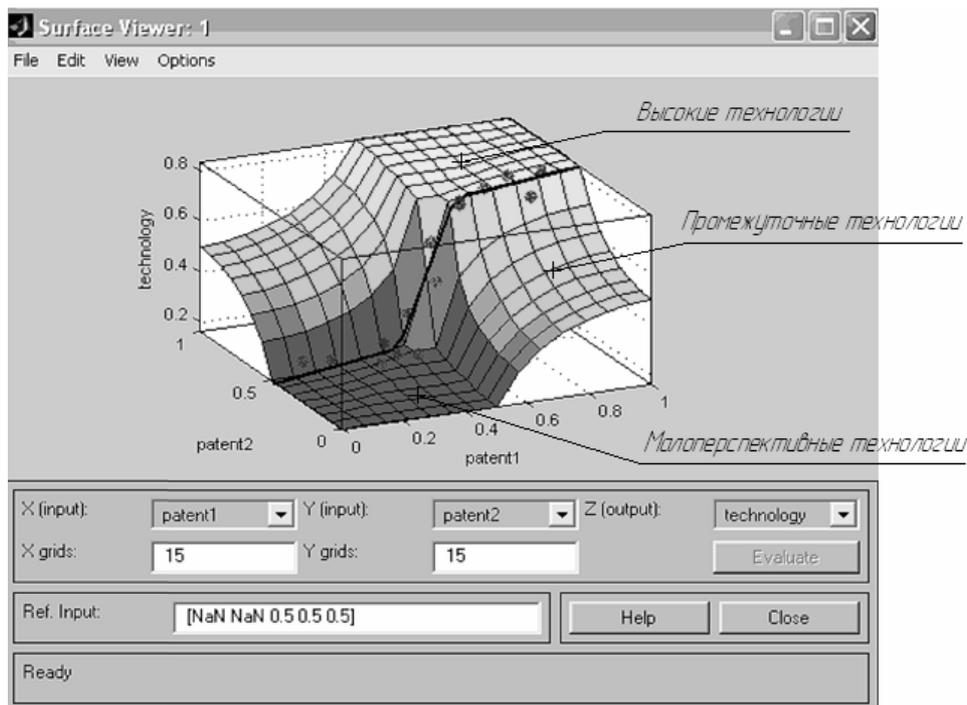


Рис. 3. Теоретическая поверхность развития единых технологий авиационных двигателей:
 ● – эмпирические точки, характеризующие патенты по узлу газотурбинного двигателя

Отличительной особенностью структуры сети Хопфилда является наличие обратных связей [7]. Они необходимы для обеспечения циклического функционирования нейронной сети во времени. Циклы вычислений повторяются до момента стабилизации состояния ИНС по параметрам выходных сигналов нейронов. Стабильному состоянию нейронной сети Хопфилда соответствует достижение минимума энергетической функции E ИНС, представляющей собой функцию Ляпунова [4], которую рассчитывают по формуле (1):

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i \neq j} W_{ij} \text{Out}_i \text{Out}_j - \sum_i \text{In}_i \text{Out}_i + \sum_i T_i \text{Out}_i, \quad (1)$$

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; T_i – порог i -го нейрона; $W_{ii} = 0$ и $W_{ij} = W_{ji} \quad \forall i, j$.

В качестве активационной функции нейронов ИНС Хопфилда могут быть использованы [5] следующие соотношения:

- пороговая функция (рис. 5, а):

$$\text{Out} = \begin{cases} -1 & \text{при } \text{Sum} \leq 0, \\ 1 & \text{при } \text{Sum} > 0, \end{cases} \quad (2)$$

где Sum – сумма всех сигналов, поступающих на вход нейрона;

- функции, которые являются монотонно возрастающими и имеют отличные от нуля производные на всей области определения (рис. 5, б).

Такие функции используют для решения оптимизационных задач с помощью ИНС [5, 7], так как это позволяет нейронной сети выходить из зон притяжения локальных минимумов.

Эти функции имеют следующий вид:

- 1) сигмоидальная (экспоненциальная сигмоида):

$$\text{Out} = \frac{1}{1 + e^{-\text{Sum}}}, \quad (3)$$

- 2) рациональная сигмоида:

$$\text{Out} = \frac{\text{Sum}}{|\text{Sum}| + \alpha}, \quad (4)$$

- 3) гиперболический тангенс:

$$\text{Out} = \text{th}\left(\frac{\text{Sum}}{\alpha}\right), \quad (5)$$

где α – некоторая константа.

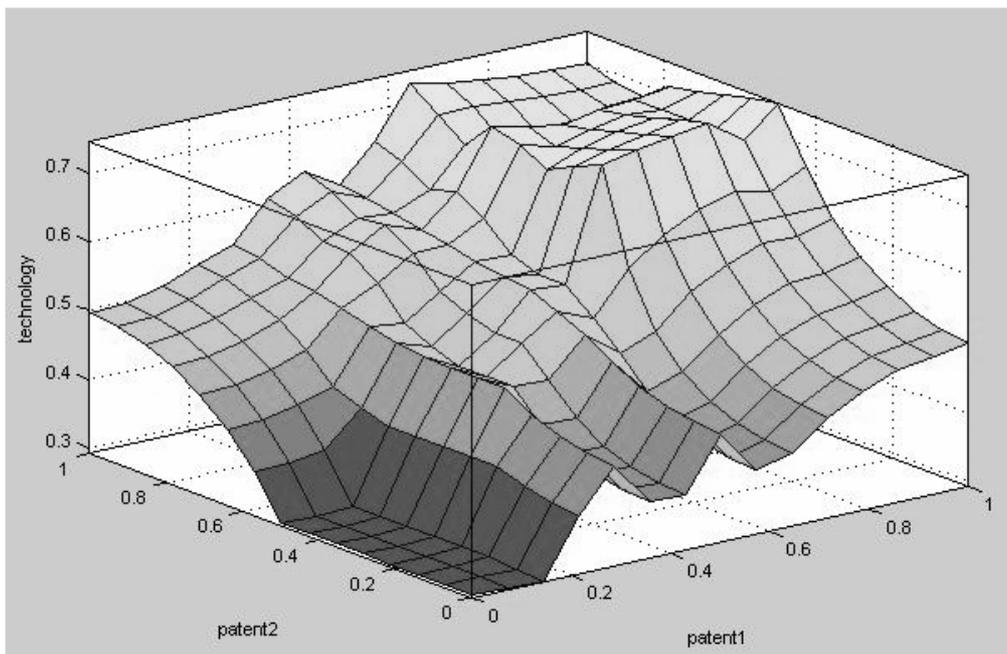


Рис. 4. Поверхность развития единых технологий авиационных двигателей по результатам экспертной оценки данных патентной статистики

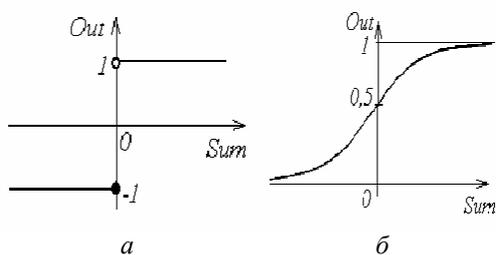


Рис. 5. Активационные функции нейронов. Область значений Out для любого типа зависимости может быть [0,1], (0,1), (-1,1), [-1,1] в зависимости от условий решаемой задачи и постоянных коэффициентов в уравнении активационной функции: *a* – пороговая; *б* – монотонно возрастающая

Наиболее эффективной активационной функцией является рациональная сигмоида, так как для ее вычисления требуется меньше всего тактов работы процессора.

В работе [4] показано, что сеть Хопфилда с обратными связями с пороговой функцией активации является устойчивой, если ее матрица весов симметрична и имеет нули на главной диагонали, т. е.

$$\forall i \quad W_{ij} = W_{ji}, \quad W_{ii} = 0. \quad (6)$$

При этом в работе [6] отмечено, что такая симметрия сети является достаточным, но не необходимым условием для устойчивости сети. Обычно даже приближенной симметрии сети

достаточно для ее устойчивости. Дж. Хопфилд также доказал [4], что нейронная сеть с обратными связями с непрерывной монотонно возрастающей активационной функцией нейронов также устойчива по Ляпунову при выполнении названных выше условий.

Конкретные оптимизационные проектно-технологические задачи решают с помощью ИНС Хопфилда путем приведения их целевых функций и ограничений к виду выражения (1). В данном разделе исследования на основе использования искусственных нейронных сетей решена задача структурной многокритериальной оптимизации проектных технологических процессов и парка технологического оборудования. Целевая функция *F* оптимизационной задачи рассчитывается по формуле:

$$F = \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n (\mu_1 S_{ij}^* + \mu_2 t_{ij}^*) X_{ij} + \sum_{r=1}^c \left\langle \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n \mu_3 K_{ij}^{r*} X_{ij}^r \right\rangle_r \rightarrow \min, \quad (7)$$

где *X* – множество вариантов выполнения операций, изменяющееся по $i = \overline{1, m_j}$ и $j = \overline{1, n}$; X_{ij} ,

X_{ij}^r – булева переменная, равная 1 при включении *ij*-го варианта операции технологического процесса, выполняемого на *r*-й модели оборудования, в структуру наилучшего по выбранным критериям

проектного технологического процесса, в обратном случае:

$$X_{ij}^r = 0 \text{ и } X_{ij} = 0;$$

r – индекс, соответствующий модели оборудования, $r = \overline{1, c}$.

Осуществим приведение целевой функции (7) решаемой проектно-технологической оптимизационной задачи к виду выражения энергетической функции (1) искусственной нейронной сети Хопфилда для определения архитектуры и параметров новой искусственной нейронной сети (ИНС).

Энергетическая функция E нейронной сети Хопфилда при решении оптимизационных задач должна удовлетворять двум условиям:

- 1) должна оказывать предпочтение решениям с меньшими значениями целевой функции задачи;
- 2) должна быть малой только для тех решений, которые удовлетворяют ограничениям решаемой задачи.

Определим составляющую энергетической функции ИНС Хопфилда E_1 , выполняющей первое условие. Преобразуем выражение целевой функции, используя обозначения теории искусственных нейронных сетей:

$$E_1 = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n \mu_1 S_{ij}^* \text{Out}_{ij} + \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n \mu_2 t_{ij}^* \text{Out}_{ij} + \sum_{r=1}^c \left\langle \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n \mu_3 K_{ij}^{r*} \text{Out}_r^{ij} \text{Out}_{ij} \right\rangle_r \right), \quad (8)$$

т. е.

$$E_1 = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n (\mu_1 S_{ij}^* + \mu_2 t_{ij}^*) \text{Out}_{ij} + \sum_{r=1}^c \left\langle \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n \mu_3 K_{ij}^{r*} \text{Out}_r^{ij} \text{Out}_{ij} \right\rangle_r \right), \quad (9)$$

где i – индекс вершин, соответствующих различным вариантам выполнения технологических операций обработки и находящихся в одном слое многовариантного сетевого технологического графа;

j – индекс слоев вершин технологического графа;

r – индекс моделей используемого технологического оборудования при выполнении различных вариантов технологических операций;

c – количество моделей технологического оборудования;

m_j – количество вершин, соответствующих вариантам выполнения технологических опера-

ций, в j -м слое многовариантного сетевого технологического графа;

n – количество слоев вершин в сетевом технологическом графе;

S_{ij}^* – нормализованное значение технологической себестоимости технологической операции, соответствующей ij -й вершине технологического графа;

t_{ij}^* – нормализованное значение штучного времени обработки технологической операции, соответствующей ij -й вершине технологического графа;

K_{ij}^{r*} – нормализованное значение капиталовложений в оборудование на технологической операции, соответствующей ij -й вершине технологического графа и выполняемой на r -й модели оборудования;

Out_{ij} – выходной сигнал нейрона, соответствующего ij -й вершине технологического графа;

Out_r^{ij} – выходной сигнал нейрона, соответствующего r -й модели технологического оборудования, на которой выполняется технологическая операция ij -й вершины технологического графа.

Второе условие удовлетворяется с помощью добавления к выражению энергетической функции ИНС Хопфилда составляющей E_2 , учитывающей ограничения решаемой задачи структурной многокритериальной оптимизации ПТП изготовления деталей (10–11):

$$E_2 = \frac{a}{2} \left[\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{i_1=1}^{m_j, i_1 \neq i} \text{Out}_{ij} \text{Out}_{i_1 j} + \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{\tilde{i}=1}^{m_{(j+1)}} \text{Out}_{ij} \text{Out}_{\tilde{i}(j+1)} + \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{m_j} \text{Out}_{ij} \right) - n \right]^2, \quad (10)$$

Раскрывая скобки, получаем

$$E_2 = \frac{a}{2} \left[\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{i_1=1}^{m_j, i_1 \neq i} \text{Out}_{ij} \text{Out}_{i_1 j} + \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{\tilde{i}=1}^{m_{(j+1)}} \text{Out}_{ij} \text{Out}_{\tilde{i}(j+1)} - 2n \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{m_j} \text{Out}_{ij} \right) + n^2 \right], \quad (11)$$

где i, i_1 – индексы вершин, соответствующих различным вариантам выполнения технологических операций обработки и находящихся

в одном слое многовариантного сетевого технологического графа;

j – индекс слоев вершин технологического графа;

\tilde{i} – индекс вершин в $(j+1)$ -м слое многовариантного технологического графа, не связанных дугами с i -й вершиной j -го;

a – некоторая константа. При больших значениях a низкоэнергетические состояния нейронной сети Хопфилда, соответствующие стабилизации ИНС по параметрам выходных сигналов нейронов, будут представлять допустимые варианты проектных технологических процессов, а при малых значениях константы a будет найден вариант проектного технологического процесса с минимальным значением целевой функции задачи.

Третий член выражения (11) представляет собой глобальное ограничение [6], согласно которому в результате работы искусственной нейронной сети должны быть выбраны ровно n вершин сетевого графа, соответствующих технологическому маршруту обработки изделия в соответствии с маршрутной картой технологического процесса.

Таким образом, энергетическая функция нейронной сети Хопфилда E для решения задачи структурной многокритериальной оптимизации проектных технологических процессов изготовления деталей имеет вид:

$$E = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n (\mu_1 S_{ij}^* + \mu_2 t_{ij}^*) Out_{ij} + \sum_{r=1}^c \left\langle \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n \mu_3 K_{ij}^{r*} Out_r^{ij} Out_{ij} \right\rangle_r \right) + \quad (12)$$

$$+ \frac{a}{2} \left[\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{i=1}^{m_j, i \neq i} Out_{ij} Out_{i,j} + \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{\tilde{i}=1}^{m_{(j+1)}} Out_{ij} Out_{\tilde{i}(j+1)} - 2n \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{m_j} Out_{ij} \right) + n^2 \right]$$

В данном выражении для расчета стоимости необходимого технологического оборудования применяется функция округления $\langle h \rangle_r$, которая не может быть учтена при использовании известных модификаций искусственных нейронных сетей Хопфилда, где в качестве активационной функции нейронов применяются пороговая, сигмоидальная или функция гиперболического тангенса. В связи с этим для решения сформулированной проектно-технологической

задачи потребовалось разработать специальную архитектуру нейронной сети, основанную на модели ИНС Хопфилда. Ее модель приведена на рис. 6.

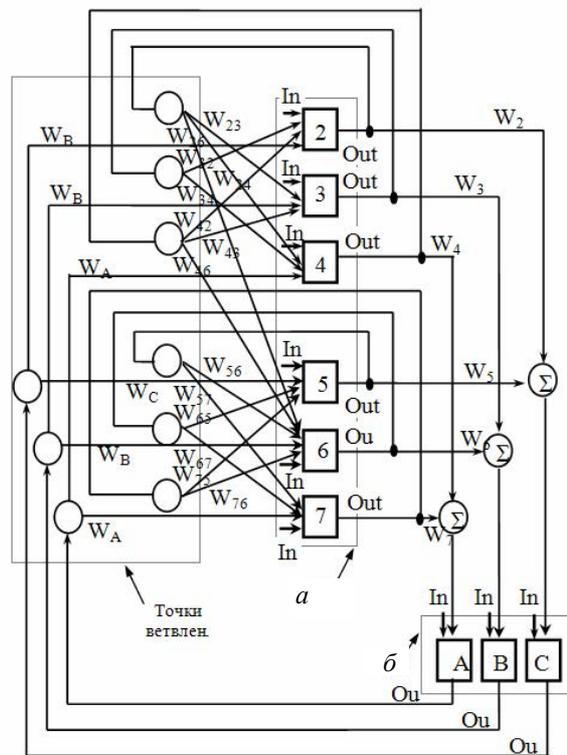


Рис. 6. Архитектура искусственной нейронной сети для оптимизации технологических процессов

Главным отличием такой новой сети от ИНС Хопфилда является наличие в l -м слое сети нейронов двух типов:

а) с активационной функцией в виде рациональной сигмоиды:

$$Out_{ij} = 0,5 \left(\frac{Sum_{ij}}{|Sum_{ij}| + 1} + 1 \right), \quad (13)$$

где Sum_{ij} – взвешенная сумма входных сигналов ij -го нейрона.

Величина выходного сигнала этих нейронов принимает значения в промежутке $[0, 1]$ и определяет вероятность (необходимость) включения соответствующих им технологических операций обработки изделия в структуру проектного технологического процесса.

б) со ступенчатой функцией активации (функция $\langle h \rangle_r$) для учета дискретности изменения величины капиталовложений в оборудование.

Согласно приведенным выше описанию структуры и формулам расчета весовых коэффициентов предложенной архитектуры искус-

ственной нейронной сети (ИНС) для структурной многокритериальной оптимизации проектных технологических процессов можно утверждать, что матрица весов такой сети удовлетворяет условию (6) и в соответствии с исследованиями [4] разработанная специальная искусственная нейронная сеть устойчива по Ляпунову.

Исходное состояние такой ИНС для проведения структурной многокритериальной оптимизации проектных технологических процессов определяется следующим образом: для нейронов слоя 1_a величины выходных сигналов задаются случайным образом, а выходы нейронов слоя 1_b принимаются равными нулю. После запуска нейронная сеть функционирует до момента стабилизации своего состояния в точке экстремума целевой функции системы.

Разработанный с помощью данной искусственной нейронной сети программно-методический комплекс позволяет осуществлять многокритериальную оптимизацию проектных технологических процессов по критериям минимума технологической себестоимости, штучного времени и капиталовложений. Апробация результатов разработок на примере оптимизации технологических процессов изготовления прецизионных зубчатых колес для авиационных двигателей подтвердила правомерность приведенных выше обоснований.

Разработка технологической части проектов технического перевооружения (реконструкции) производства. Для разработки технологических компоновок и планировок оборудования машиностроительного производства в данной работе предложен метод на основании использования средств искусственного интеллекта в виде генетического алгоритма. Данный метод позволяет выполнить технологическую компоновку по критерию минимума грузооборота.

Задача компоновки корпуса состоит в следующем. Исходная информация задается набором данных $\langle W_k, L_k, n, s \rangle$, где W_k – ширина производственного корпуса; L_k – длина производственного корпуса; n – количество цехов; $s = (s_1, s_2, s_3, \dots, s_n)$ – производственные площади цехов (прямоугольников), $i = (1, n)$.

Решение задачи представляется в виде набора элементов $\langle W, L \rangle$, где $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, $L = (l_1, l_2, \dots, l_n)$ – векторы ширин и длин прямоугольников (площадей цехов); w – ширина цеха; l – длина цеха.

Набор элементов $\langle W, L \rangle$ называется допустимой компоновкой, если выполнены следующие условия:

1) прямоугольники не перекрывают друг друга;

2) прямоугольники не выходят за границы корпуса:

$$W_k \geq \sum_{i=1}^n w_i;$$

для всех $i=1, \dots, n$ $l_i \leq L_k$;

3) ширина пролета цеха в соответствии с унифицированными растрами сетки колонн зданий должна быть кратна 3 м, т. е. $w_i \leq w_{\min}$, где w_{\min} – минимальная ширина цеха, $w_{\min} \geq 3$ м.

При выполнении условий допустимости требуется найти такую компоновку корпуса, для которой суммарный грузооборот $\sum G_i$ достигает минимума.

Поставленная задача относится к задачам, при решении которых точными методами оптимизации время сходимости алгоритма экспоненциально увеличивается в зависимости от количества единиц размещаемых объектов, прямоугольников (площадей цеха).

Вследствие этого для решения задачи разработки технологической компоновки корпуса предлагается использовать генетические алгоритмы, которые позволяют не только минимизировать величину грузооборота, но и решать эту задачу средствами компьютерного моделирования за небольшое время.

Генетические алгоритмы – это процедуры поиска, основанные на механизмах естественного отбора и наследования. В них используют эволюционный принцип выживания наиболее приспособленных особей. Они отличаются от традиционных методов оптимизации несколькими базовыми элементами. В частности, генетические алгоритмы:

1) обрабатывают не значения параметров самой задачи, а их закодированную форму;

2) осуществляют поиск решения исходя не из единственной точки, а из их некоторой популяции;

3) используют только целевую функцию, а не ее производные, либо иную дополнительную информацию;

4) применяют вероятностные, а не детерминированные правила выбора.

При описании генетических алгоритмов используют определения, заимствованные из генетики (популяция, хромосома, ген, генотип и т. д.).

В классическом генетическом алгоритме применяются два основных генетических оператора: оператор скрещивания (crossover) и оператор мутации (mutation).

Для решения описанной выше задачи компоновки на основе использования правил построения генетических алгоритмов разработан метод технологической компоновки корпусов машиностроительных предприятий с использованием эволюционных генетических алгоритмов.

Блок-схема алгоритма данного метода представлена на рис. 7. Здесь фенотип хромосомы представляет собой набор значений ширины цехов w_i , например, хромосома $ch = (8\ 4\ 8\ 17)$ для 4 цехов, а генотип хромосомы – двоичное кодирование значений задачи. Например, $ch = (001000\ 000100\ 001000\ 010001)$, где 1 или 0 являются генами данной хромосомы.

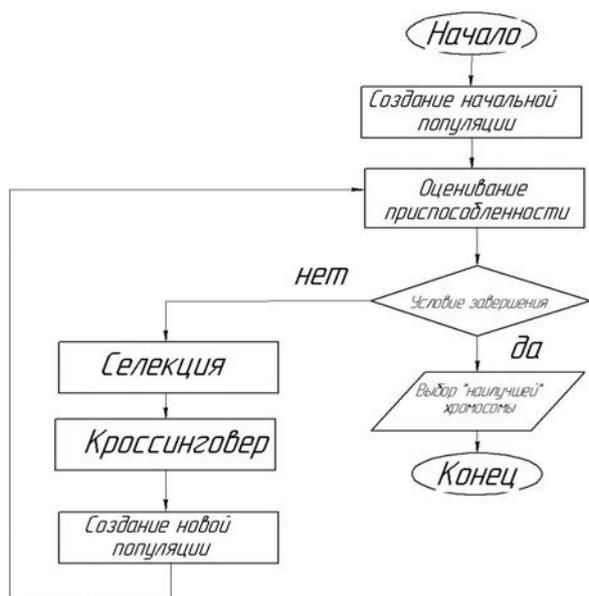


Рис. 7. Блок-схема генетического алгоритма нахождения оптимальной технологической компоновки корпуса

На этапе инициализации, формирования исходной популяции, хромосомы проверяются на выполнение условий задачи компоновки, которые были описаны выше, тем самым формируются «правильные» хромосомы, удовлетворяющие условиям задачи. Оценивание приспособленности хромосомы в популяции состоит в расчете функции приспособленности, т. е. в расчете суммарного грузооборота. Селекция хромосом производится методом рулетки.

В данном алгоритме используется один генетический оператор – оператор скрещивания (кроссовер), так как мутация практически не влияет на результат. Используется одноточечный кроссовер, суть которого заключается в случайном выборе точки скрещивания (блок кроссингвер) или точки разрыва, в которой обе хромосомы делятся на две части и обмениваются ими. Формирование новой популяции производится за счет объединения родителей и потомков.

Условие остановки работы алгоритма имеет два варианта. Первый вариант остановки алгоритма – достижение ожидаемого оптимального значения, т. е. данная хромосома является наиболее приспособленной из всей популяции. Второй вариант – выполнение заданного количества итерации (поколений). Если условие остановки выполнено, то происходит переход к завершающему этапу выбора «наилучшей хромосомы». На рис. 8 представлена программа разработки технологической компоновки корпуса в среде программирования Borland Delphi 7.

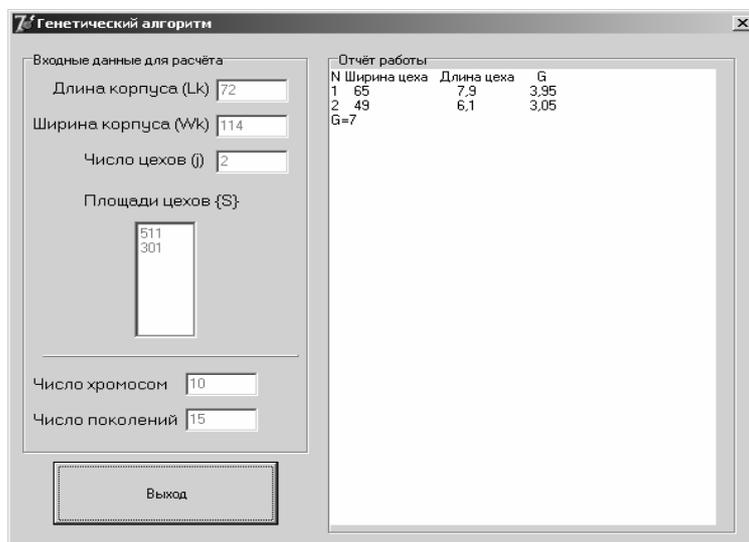


Рис. 8. Интерфейс программы разработки технологической компоновки корпуса

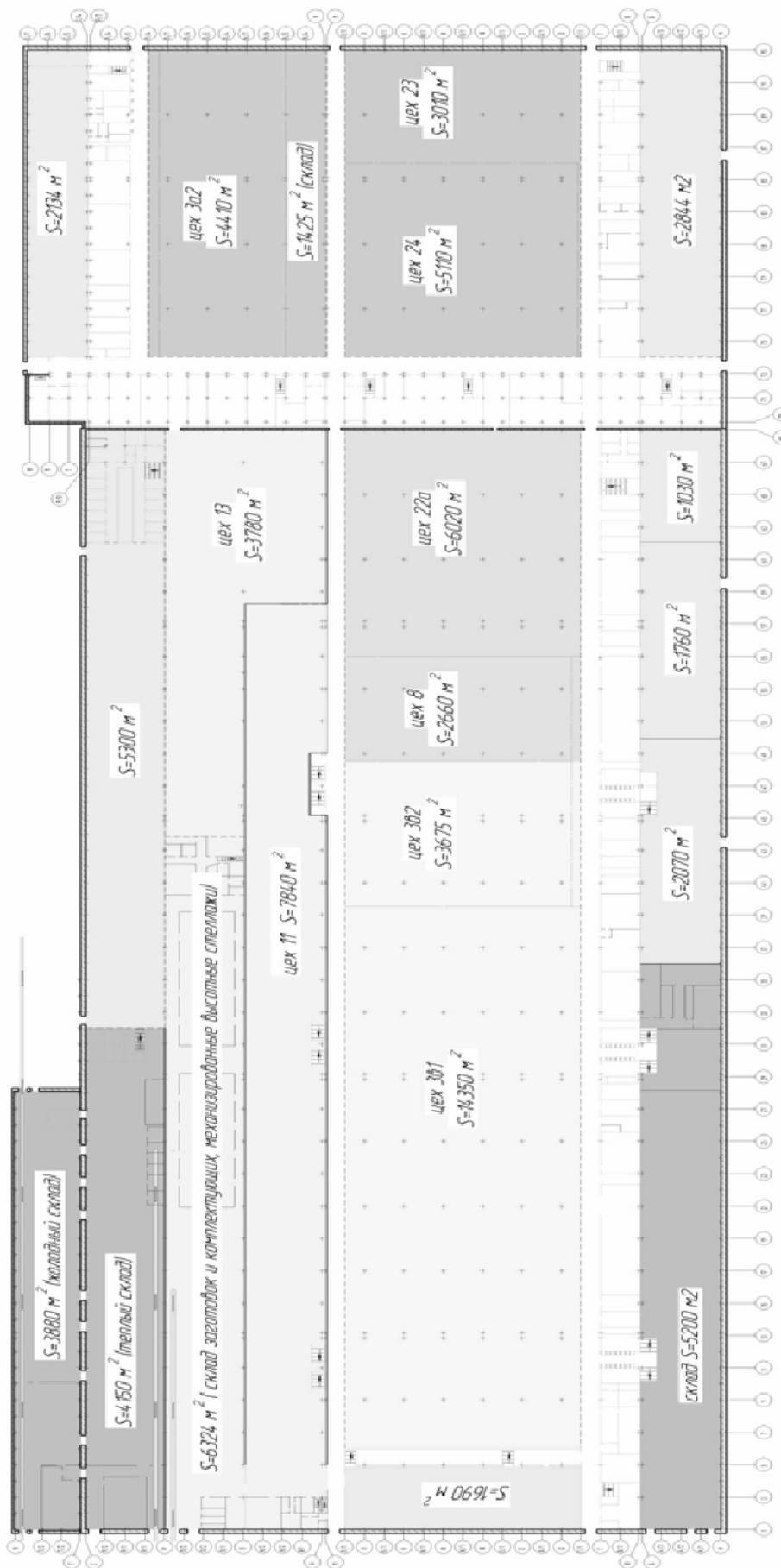


Рис. 10. Технологическая компоновка цехов в производственном корпусе

Перед запуском программы необходимо занести в файл (in.txt) следующие данные: длина и ширина корпуса, количество размещаемых цехов, число хромосом в популяции, число поколений (генераций) и площади размещаемых цехов. Далее запустить программу GA.exe, в результате появится окно данной программы, как показано на рис. 9, с решением поставленной задачи. Интерфейс программы содержит окно с отчетом о работе, где содержится информация о полученных результатах.

Данный метод апробирован на авиадвигателестроительном предприятии, в результате чего получен чертеж оптимальной технологической компоновки производственного корпуса, представленный в упрощенном виде на рис. 10. Этот чертеж позволяет:

- разработать технологические планировки оборудования цехов, намеченных к техническому перевооружению;
- выполнить сметную часть проектов технического перевооружения;
- обосновать календарные планы-графики выполнения работ;
- выполнить другие работы по управлению проектами технического перевооружения производства.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложенный метод нечеткой логики для выбора высоких узловых технологий в среде MATLAB 6.5 позволяет наглядно и доступно реализовать задачу поиска «ядра решений» для технологического обеспечения создания конкурентоспособных газотурбинных двигателей.

Использование искусственных нейронных сетей, основанных на модификации сетей Хопфилда, обеспечивает многокритериальную оптимизацию проектных технологических процессов авиадвигателестроительного производства. Применение генетических алгоритмов позволяет оптимизировать разработку рациональных технологических компоновок и планировок оборудования реконструируемых цехов авиадвигателестроительного производства.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Селиванов С. Г., Поезжалова С. Н. Метод математического моделирования и структурной оптимизации единых технологий в инновационных проектах // Вестник УГАТУ. Т. 12, № 2 (31). 2009. С. 93–102.
2. Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети: Matlab 6. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 496 с.

3. Селиванов С. Г., Иванова М. В. Теоретические основы реконструкции машиностроительного производства. Уфа: Гилем, 2001. 310 с.

4. Hopfield J. J. Neurons with graded response have computational properties like those of two-state neurons. USA: Proc. Natl. Acad. Sci. 1984. Vol. 81. P. 3088–3092.

5. Горбань А. Н. Обучение нейронных сетей. М.: ParaGraph, 1990. 160 с.

6. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. М.: Мир, 1992. 240 с.

7. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия–Телеком, 2004. 452 с.

ОБ АВТОРАХ



Селиванов Сергей Григорьевич, проф. каф. технол. машиностр. Дипл. инж. по автоматиз. и компл. механиз. машиностр. (УАИ, 1970). Д-р техн. наук по технол. машиностр. (Мосстанкин, 1991). Иссл. в обл. технол. подг., реконстр., организ. пр-ва.



Никитин Виталий Викторович, асп. той же каф. Дипл. спец. (УГАТУ, 2007). Иссл. в обл. технологическ. подготовки, реконструкции производства.



Поезжалова Светлана Николаевна, асп. той же каф. Дипл. спец. Иссл. в обл. высоких и критических технологий машиностроения.



Селиванова Марина Валерьевна, доц. каф. вычисл. техники и защиты информации. Дипл. инж. по технол. машиностр. (УГАТУ, 1997). Канд. техн. наук (УГАТУ, 2001). Иссл. в обл. нейросет. алгоритмов, методов многокрит. опт-ции, автоматизации ТПП.