

УДК 621.9.048.7:519.673

С. Г. СЕЛИВАНОВ, М. В. ИВАНОВА

## НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ОПТИМИЗАЦИИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ В АВИАДВИГАТЕЛЕСТРОЕНИИ

Изложены основные научные результаты разработки новых средств искусственного интеллекта для решения задач многокритериальной оптимизации технологических процессов и проектируемых на их основе технологических планировок оборудования. Показано, что новая архитектура искусственной нейронной сети позволила создать оригинальную нейросетевую САПР, применение которой для технического перевооружения и реконструкции авиадвигателестроительного производства обеспечивает постановку на производство конкурентоспособной на внешнем рынке продукции. *Технологическая подготовка производства; техническое перевооружение; реконструкция; авиадвигателестроительное производство; САПР; искусственный интеллект; искусственные нейронные сети*

В настоящее время проекты реновации являются основой постановки на производство новой конкурентоспособной продукции и увеличения объемов выпуска изделий. Получаемые результаты от реализации этих проектов в большой степени зависят от рационального выполнения функций технологической подготовки производства (ТПП), так как на этом этапе решаются вопросы повышения экономической эффективности производства и ресурсосбережения по основным проектным параметрам.

Целью данной разработки явилась нейросетевая система автоматизированного проектирования (САПР) для многокритериальной оптимизации проектных технологических процессов и автоматизированной разработки на этой основе чертежей технологических планировок оборудования цехов предприятия, намеченных к техническому перевооружению или реконструкции в обеспечение выполнения заказов на конкурентоспособные авиационные двигатели.

На основании системотехнических разработок блок-схемы функций и задач технологической подготовки производства, математической модели функционирования АСТПП (автоматизированной системы технологической подготовки производства) и технологического документооборота нами была обоснована специализированная система технологической подготовки производственных мощностей предприятий [1].

Специальным комплексом работ технологической подготовки реновации производства является разработка технологической части проекта. На этом этапе удовлетворяются специфические требования к проекту конверсии, реконструкции, технического перевооружения или комплексной автоматизации: необходимость размещения технологического оборудования при несущественном расширении площадей производственного подразделения или при его отсутствии.

Сложность структуры системы ТПП и наличие множества взаимосвязей между ее функциями предполагает использование системного подхода при решении задач оптимизации проектных технологических процессов и планировок оборудования с целью повышения экономической эффективности проекта в целом.

В данной работе для системотехнического проектирования технологических процессов и планировок оборудования была разработана интеллектуальная система решения задач ТПП на основе математического аппарата теории искусственных нейронных сетей (ИНС). В ее рамках решаются следующие взаимосвязанные проектно-технологические задачи: группирование деталей, структурная оптимизация проектных технологических процессов и оптимизация планировок оборудования.

Для решения задач группирования деталей разработан метод использования много-

слоистых ИНС Розенблатта (персептронов). Структура такой сети представлена на рис. 1.

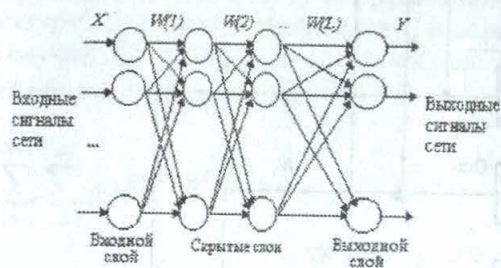


Рис. 1. Структура персептрона

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 непересекающиеся 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 количество нейронов в скрытом слое  $N_{hid}$  определяют по формуле [2]

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

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 использовать следующие данные. 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. 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 деталей-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.

Полученные результаты группирования деталей являются исходной информацией для решения задачи многокритериальной структурной оптимизации проектных технологических процессов, которая сформулирована следующим образом. Имеется многовариантный сетевой технологический граф, вершинами которого являются варианты технологических операций обработки изделий, отличающихся концентрацией и дифференциацией операций, моделями используемого оборудования и других средств технологического оснащения, применяемыми методами обработки, использованием различных средств автоматизации (механизации) технологических процессов, использованием модернизации оборудования и т. д., а дуги графа определяют возможность последовательного

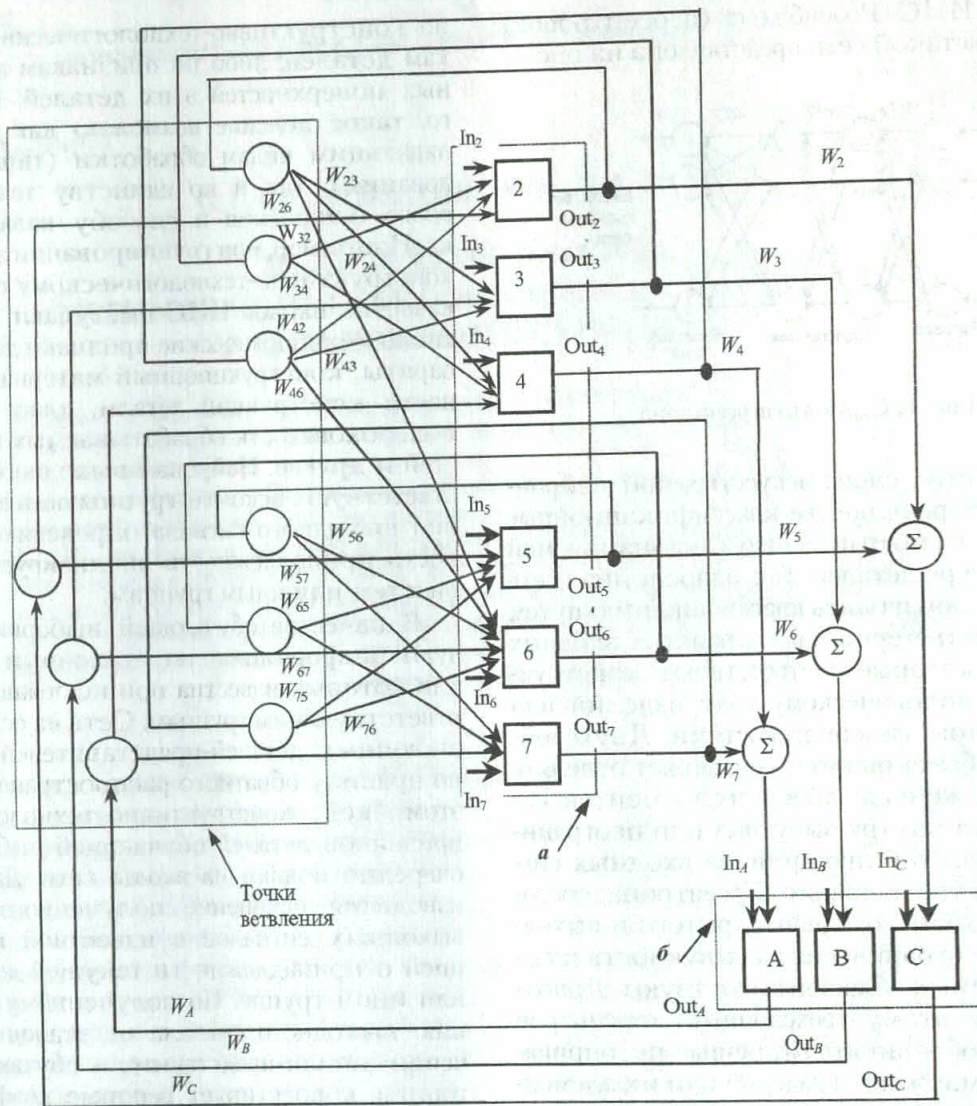


Рис. 2. Структура ИНС для структурной многокритериальной оптимизации проектного технологического процесса

выполнения таких разных вариантов технологических операций.

Критериями структурной оптимизации технологических процессов на таких графах приняты: технологическая себестоимость  $S$ , штучное время  $t$  технологических операций и капиталовложения в оборудование  $K$ . Для решения рассматриваемой задачи многокритериальной оптимизации введен обобщенный критерий  $f$  свертки различных нормализованных по правилам теории многокритериальной оптимизации показателей технологического процесса [3]:

$$f_i = \mu_1 S_i^* + \mu_2 t_i^* + \mu_3 K_i^*, \quad (2)$$

где  $S_i^*$ ,  $t_i^*$ ,  $K_i^*$  — нормализованные, т. е. приведенные к безразмерному виду, значения кри-

териев оптимизации на  $i$ -й операции;  $\mu_1, \mu_2, \mu_3$  — положительные числа, характеризующие относительную важность критериев:

$$\mu_1 + \mu_2 + \mu_3 = 1. \quad (3)$$

Целевая функция  $F$  такой оптимизационной задачи имеет вид

$$F = \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n (\mu_1 S_{ij}^* + \mu_2 t_{ij}^*) X_{ij} + \sum_{r=1}^c \left\langle \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n \mu_3 K_r^{ij*} X_{ij}^r \right\rangle_r \rightarrow \min, \quad (4)$$

где  $X$  — множество вариантов выполнения операций, изменяющееся по  $i = \overline{1, m_j}, j =$

$= \overline{1, n}$ ;  $X_{ij}$ ,  $X_{ij}^r$  — булева переменная, равная 1 при включении  $ij$ -го варианта операции, выполняемой на  $r$ -й модели оборудования, в структуру наилучшего техпроцесса, в обратном случае  $X_{ij}^r = 0$  и  $X_{ij} = 0$ ;  $r$  — индекс моделей оборудования,  $r = \overline{1, c}$ ;

$$\left\langle \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n \mu_3 K_r^{ij*} X_{ij}^r \right\rangle_r = \langle h \rangle_r = z K_r^*, \quad (5)$$

где  $\langle h \rangle_r$  — операция округления величины  $h$  до нормализованной стоимости ближайшего большего целого числа  $z$ , необходимого для выполнения варианта техпроцесса станков  $r$ -й модели.

Ограничениями рассматриваемой оптимизационной задачи являются условия прохождения полного маршрута обработки от начальной до конечной вершины многовариантного технологического графа:

$$\forall j = \overline{1, n}: \sum_{i=1}^{m_j} X_{ij} = 1 \quad (6)$$

— и условия невозможности последовательного выполнения вариантов операций в технологическом процессе, если они не связаны дугами:

$$\sum_{j=1}^{n-1} \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{i_1=1}^{m_{(j+1)}} X_{ij} \cdot X_{i_1(j+1)} = 0, \quad (7)$$

где  $i_1$  — индекс вершин в  $(j+1)$ -м слое многовариантного технологического графа, не связанных дугами с  $i$ -й вершиной  $j$ -го слоя.

В ходе решения данной задачи с использованием искусственной нейронной сети необходимо найти такой технологический маршрут на сетевом графе, который имеет минимальное значение  $F$  многокритериальной целевой функции (4) и удовлетворяет поставленным выше условиям.

Для решения задач оптимизации теория искусственных нейронных сетей позволяет использовать рекуррентную ИНС Хопфилда. Проектно-технологические задачи оптимизации можно решать с помощью такой нейронной сети путем приведения их целевых функций и ограничений к виду энергетической функции (функции Ляпунова) ИНС (8) [4]. Это позволяет определить параметры нейронной сети — ее входные сигналы и весовые коэффициенты. После запуска сеть Хопфилда

при решении проектно-технологических задач эволюционирует до момента стабилизации своего состояния в точке экстремума целевой функции системы:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i \neq j} W_{ij} \text{Out}_i \text{Out}_j - \sum_i \text{In}_i \text{Out}_i, \quad (8)$$

где  $W_{ij}$  — весовой коэффициент связи между  $i$ -м и  $j$ -м нейронами;  $\text{In}_i$  и  $\text{Out}_i$  — соответственно входной и выходной сигналы  $i$ -го нейрона;  $W_{ii} = 0$  и  $W_{ij} = W_{ji}$  — для всех  $i, j$ .

Для определения архитектуры и параметров нейронной сети осуществим приведение целевой функции (4) и ограничений (6), (7) решаемой проектно-технологической задачи к виду выражения энергетической функции. Энергетическая функция ИНС при решении оптимизационных задач должна удовлетворять двум условиям: должна оказывать предпочтение решениям с меньшими значениями целевой функции и должна быть малой только для тех решений, которые удовлетворяют ограничениям задачи. После приведения было получено следующее выражение энергетической функции  $E$  для решения поставленной задачи:

$$E = \frac{1}{2} \left( \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n (\mu_1 S_{ij}^* + \mu_2 t_{ij}^*) \text{Out}_{ij} + \sum_{r=1}^c \left\langle \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{j=1}^n \mu_3 K_r^{ij*} \text{Out}_{ij}^r \right\rangle_r + \frac{a}{2} \left[ \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{i_1=1}^{m_{j+1}} \text{Out}_{ij} \text{Out}_{i_1(j+1)} + \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{i=1}^{m_j} \sum_{i_1=1}^{m_{(j+1)}} \text{Out}_{ij} \text{Out}_{i_1(j+1)} - 2n \left( \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{m_j} \text{Out}_{ij} \right) + n^2 \right], \quad (9)$$

где  $i, i_1$  — индексы вершин, соответствующих различным вариантам операций обработки и находящихся в одном слое технологического графа;  $j$  — индекс слоев вершин технологического графа;  $r$  — индекс моделей используемого оборудования при выполнении операций;  $c$  — количество моделей оборудования;  $m_j$  — количество вершин в  $j$ -м слое технологического графа;  $n$  — количество слоев вершин в технологическом графе;  $S_{ij}^*$  — нормализованное значение себестоимости операции, соответствующей  $ij$ -й вершине;

$t_{ij}^*$  — нормализованное значение штучного времени обработки технологической операции;  $K_{ij}^*$  — нормализованное значение капиталовложений в оборудование на  $ij$ -й технологической операции, 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 оборудования, на которой выполняется технологическая операция  $ij$ -й вершины технологического графа;  $\tilde{i}$  — индекс вершин в  $(j + 1)$ -м слое технологического графа, не связанных дугами с  $i$ -й вершиной  $j$ -го слоя;  $a$  — некоторая константа (при больших значениях  $a$  низкоэнергетические состояния нейронной сети, соответствующие стабилизации ИНС по параметрам выходных сигналов нейронов, будут представлять допустимые варианты техпроцессов, а при малых значениях константы  $a$  будет найден вариант техпроцесса с минимальным значением целевой функции задачи  $F$ ).

Главным отличием такой сети от сети Хопфилда, известной из теории методов искусственного интеллекта, является наличие в ее структуре нейронов двух типов:

а) с активационной функцией гиперболического тангенса для определения необходимости включения соответствующих им технологических операций в наилучший вариант маршрутной карты проектного технологического процесса:

$$Out_i = \frac{th(\sum_i) + 1}{2}, \quad (10)$$

где  $\sum_i$  — взвешенная сумма входных сигналов  $i$ -го нейрона;

б) со ступенчатой функцией активации (функция округления числа до большего целого) для учета дискретности изменения величины капиталовложений в зависимости от количества единиц необходимого оборудования, что соответствует второй части уравнения (4).

После запуска такая нейронная сеть выполняет вычисления, пока ее состояние, т. е. величины выходных сигналов нейронов, не стабилизируется (рис. 3) в состоянии минимума целевой функции оптимизационной задачи и энергетической функции искусственной нейронной сети. Найденный таким образом аттрактор и определяет структуру наилучшего проектного технологического процесса по заданным критериям (рис. 4). Для уменьшения полученной величины обобщен-

ного критерия возможен возврат к этапу группирования деталей. При этом необходимо произвести корректировку состава групп по известным значениям вероятности принадлежности им деталей с целью сокращения объема наиболее ресурсоемких работ. Далее производится повторная структурная оптимизация проектных технологических процессов.

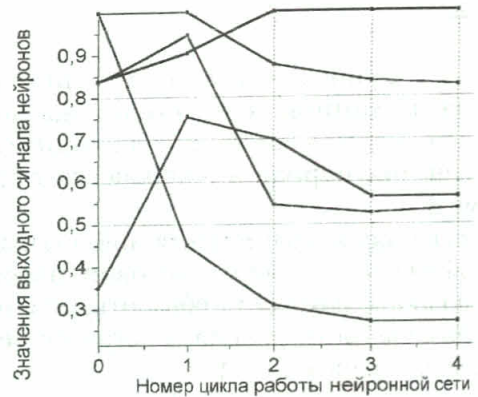


Рис. 3. Графики изменения выходного сигнала нейронов, соответствующих взаимозаменяемым вариантам технологических операций

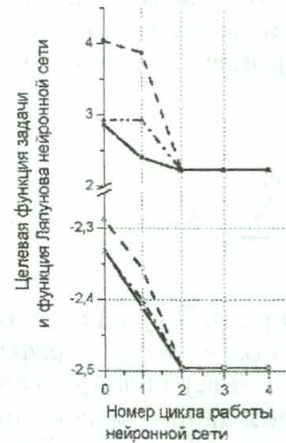


Рис. 4. Графики изменения целевой функции

Зависимость времени сходимости алгоритма от размерности многовариантного технологического графа, которая вычисляется как произведение общего количества вершин на количество вершин в полном пути, соединяющем начальную и конечную вершины графа, представлена на рис. 5.

Адекватность получаемых результатов с помощью новой искусственной нейронной сети была проверена для малоразмерных сетей с помощью метода ветвей и границ при числе вариантов выполнения операций техпроцесса  $n < 40$ , а для больших сетей — методом случайного поиска.

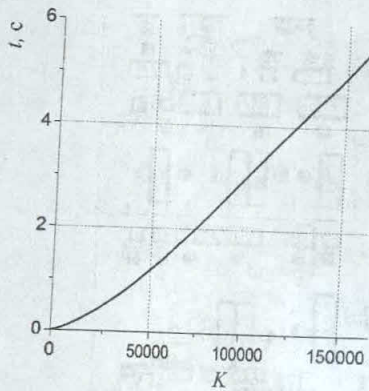


Рис. 5. Время сходимости  $t$  в зависимости от размерности многовариантного технологического графа  $K$  (ЭВМ Pentium 166/16 Mb)

В первой ситуации найденный оптимальный вариант структуры технологического процесса по целевой функции (3) совпал с вариантом, определенным по методу ветвей и границ, а во второй ситуации, при использовании случайного поиска, — был лучше.

Оптимизированные проектные технологические процессы и ведомости производственной программы, полученные с помощью вышеприведенных нейросетевых методов, являются основой для решения задачи оптимизации технологических планировок оборудования. Для решения такой оптимизационной задачи предложено использовать искусственную нейронную сеть Хопфилда. Применение ИНС для разработки технологических планировок оборудования в данном случае позволяет выйти на оптимум в решении комплекса рассмотренных выше задач.

Задача определения наилучшего варианта плана расположения оборудования на чертеже сформулирована следующим образом. Известны матрица грузопотоков между станками и матрица расстояний между площадками, отведенными для рабочих мест, размером  $n \times n$ , где  $n$  — число единиц оборудования (площадок). Необходимо найти план расположения оборудования на заданных площадках, минимизирующий грузопоток на участке:

$$G = \sum_{s=1}^n \sum_{c=1}^n \sum_{p=1}^n \sum_{r=1}^n G_{sc} L_{pr} Out_{sp} Out_{cr}, \quad (11)$$

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 можно сформулировать сле-

дующим образом:

$$\sum_{s=1}^n Out_{sp} = 1; \quad \sum_{p=1}^n Out_{sp} = 1; \quad (12)$$

$$Out_{sp} = 1 \quad \text{или} \quad Out_{sp} = 0.$$

Для решения задачи оптимальной планировки предлагается использовать сеть Хопфилда, состоящую из  $n$  групп нейронов, каждая из которых также содержит  $n$  элементов. Выход  $j$ -го нейрона  $i$ -й группы определяет наличие или отсутствие  $i$ -го станка на  $j$ -й площадке. Сопоставляя выражения (4), (6) и (7), можно определить структуру взаимосвязей между нейронами и параметры полученной искусственной нейронной сети.

Адекватность данного 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). Сравнительные данные по трудоемкости для динамического программирования и разработанного нейросетевого метода представлены на рис. 6. Из графика видно, что для выполнения расчетов предлагаемый метод требует меньших затрат времени при схожих результатах.

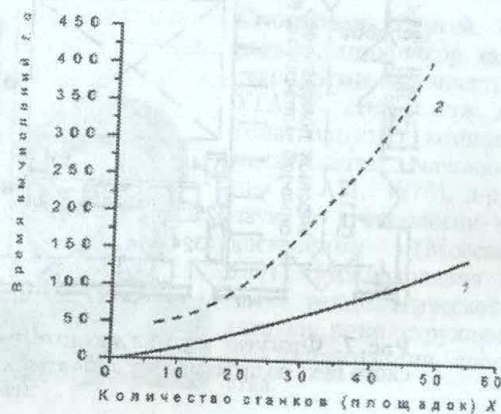


Рис. 6. Время вычислений (ЭВМ Pentium 166/16 Mb): 1 — при нейросетевом методе оптимизации планировок технологического оборудования; 2 — при динамическом программировании

Использование искусственных нейронных сетей впервые позволило создать единый нейросетевой метод решения перечисленных задач ТПП, который стал основой для системного анализа проблемы технологического проектирования и оптимизации планировок оборудования. Применение ИНС показало возможность значительного сокращения времени решения задач большой размерности

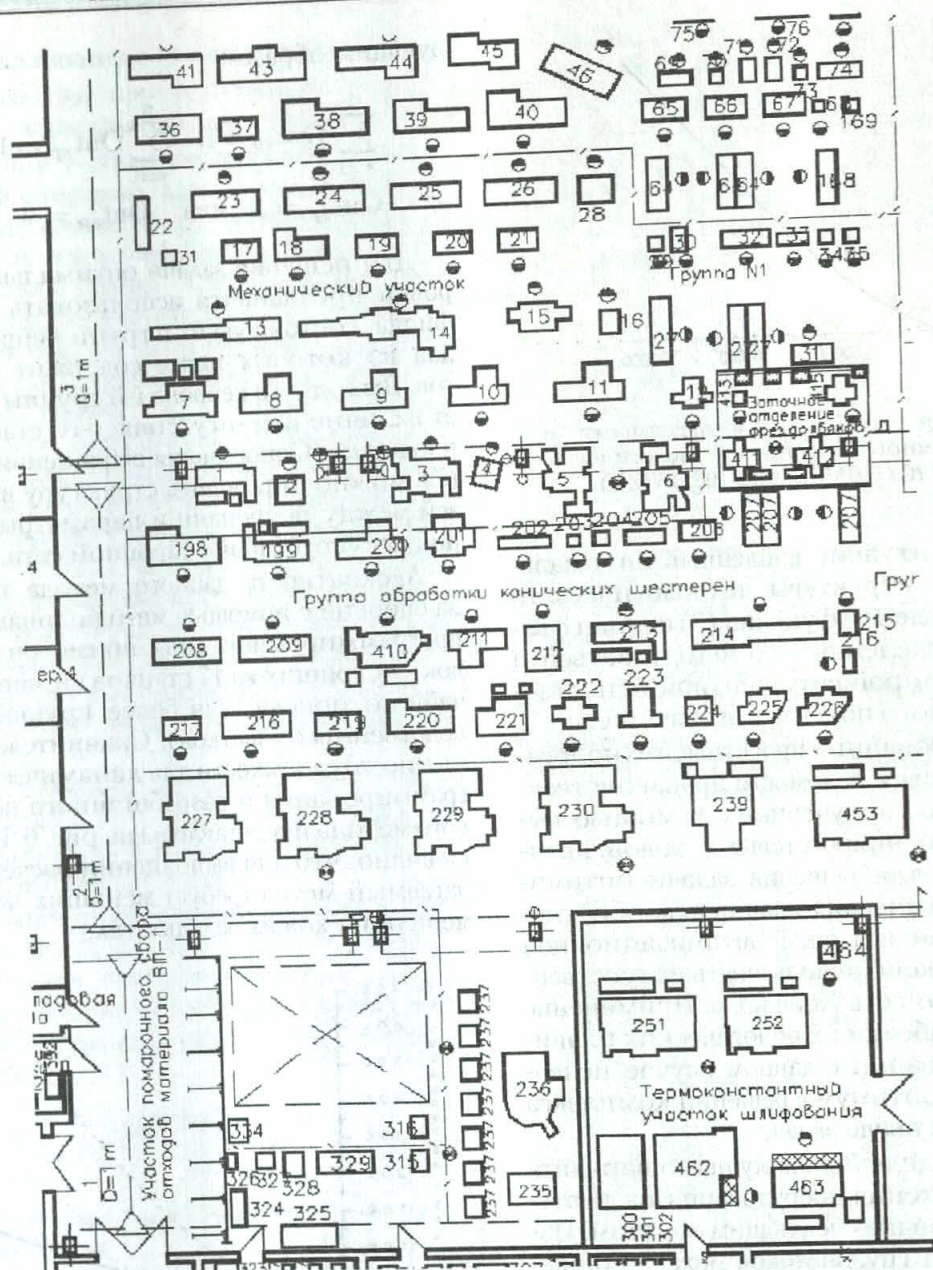


Рис. 7. Фрагмент чертежа технологической планировки оборудования механического цеха по производству зубчатых колес, полученного с помощью новой нейросетевой САПР

за счет максимальной распределенности вычислительного процесса.

На основании использования рассмотренных выше методов многокритериальной оптимизации проектных технологических процессов и технологических планировок оборудования была разработана система автоматизированного проектирования планировок технологического оборудования PLANER в среде графического редактора AutoCAD 14.

В этой САПР созданы две базы данных:

- графическая, состоящая из масштабированных изображений темплетов технологического оборудования, подъемно-транспортных средств и условных обозначений, используемых на чертежах технологических планировок оборудования предприятий;

- информационная, содержащая технические характеристики используемого оборудования.

Модель станка в САПР PLANER имеет три уровня изображения: визуальный, отображающий общепринятый темплет оборудо-

дования, т. е. его ортогональную проекцию в соответствующем масштабе; *информационно-служебный* — это кривая, ограничивающая область половины норматива расстояния до смежного оборудования и рабочее место при данном оборудовании; *атрибутивный*, который несет ключевую информацию для связи с внешними базами данных.

Использование инверсных темплетов оборудования в САПР PLANER, которые учитывают изменение габаритов рабочего места при проектировании рациональных планировок производственных групп многостаночного обслуживания, позволяет существенно уменьшить потребность в площадях. Данная особенность в дополнение к рассмотренному нейросетевому методу оптимизации отличает разработанную САПР от других систем аналогичного назначения.

Для формирования стандартных строительных элементов здания разработаны процедуры их построения на языке AutoLISP. В структуру САПР PLANER также входит подпрограмма автоматической генерации спецификации технологического оборудования и других крупногабаритных средств технологического оснащения проектируемого подразделения, отображаемых на чертеже технологической планировки.

САПР PLANER прошла опытное внедрение при разработке проекта технического перевооружения цеха по изготовлению прецизионных зубчатых колес на ОАО УМПО (Уфа). Фрагмент технологической планировки оборудования этого цеха, полученный с помощью рассматриваемой нейросетевой САПР, представлен на рис. 7. Опыт эксплуатации этой системы показал существенное снижение трудоемкости проектных работ, возможность быстрого изменения чертежей технологических планировок оборудования. Сказанное, в сочетании с главной отличительной особенностью данной САПР, базирующейся на нейросетевом методе многокритериальной оптимизации решений проектно-технологических задач по показателям минимума: трудоемкости, себестоимости, капиталовложений, величины грузооборота, производственной площади, — делает САПР PLANER уникальной научно-технической разработкой в области комплексного решения задач технологической подготовки

производственных мощностей. Данную разработку можно рекомендовать для решения проектно-технологических задач технического перевооружения и реконструкции другим предприятиям и проектным институтам авиационной промышленности.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Селиванов С. Г., Иванова М. В. Имитационное моделирование процессов реконструкции и технического перевооружения машиностроительного производства на основе сети Петри // Управление экономикой: методы, модели и технологии: Сб. науч. тр. Уфа, 2001. Ч. II. С. 48–55.
2. Алгоритмы нейросетевого моделирования химико-технологических процессов / Л. С. Гордеев, В. А. Иванов и др. // Программные продукты и системы. 1998. № 1. С. 25–29.
3. Подиновский В. В., Ногин В. Д. Парето-оптимальные решения многокритериальных задач. М.: Наука, 1982. 256 с.
4. Hopfield J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // Proc. Nat. Acad. Sci. USA, 1982. V. 79. P. 2554–2558.

#### ОБ АВТОРАХ

**Селиванов Сергей Григорьевич**, профессор кафедры технологии машиностроения УГАТУ. Дипл. инж. по автоматизации и комплексной механизации машиностроения (УАИ, 1970), д-р техн. наук по технологии машиностроения (Мосстанкин, 1991). Исследования в области технологической подготовки, реконструкции, теории организации производства.



**Иванова Марина Валерьевна**, ст. преп. каф. вычислительной техники и защиты информации. Дипл. инж. (УГАТУ, 1997), канд. техн. наук (УГАТУ, 2001) по технологии машиностроения. Исследования в области автоматизации технологической подготовки производства.

