

С. Г. Селиванов, Л. Р. Черняховская, О. А. Бородкина

## ВЕРОЯТНОСТНО-РЕКУРРЕНТНЫЙ МЕТОД ОПТИМИЗАЦИИ ПЕРСПЕКТИВНЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ В АСТПП АВИАДВИГАТЕЛЕСТРОИТЕЛЬНОГО ПРОИЗВОДСТВА

Применение методов искусственного интеллекта в технологических задачах позволяет не только группировать детали и определять обоснованные ведомости производственной программы, но и осуществлять многокритериальную оптимизацию перспективных ресурсосберегающих технологических процессов. Использование названных методов не только сокращает трудоемкость работ в АСТПП по технологической подготовке производства новой конкурентоспособной продукции, но также позволяет находить парето-оптимальные решения при разработке комплектов проектной технологической документации, необходимой для реконструкции и технического перевооружения цехов авиадвигателестроительных предприятий. *Функциональная модель; статистический кластерный анализ; нейросетевой кластерный анализ; оптимизация; перспективные технологические процессы; вероятностно-рекуррентный метод; рекуррентные нейронные сети*

### ВВЕДЕНИЕ

Известно, что процессы развития современного производства на основе интенсификации инновационной деятельности определяются закономерностями динамики смены технологических укладов. Модель развития технологических укладов [1] позволяет построить связанную, многоуровневую систему управления инновационной подготовкой машиностроительного производства. Такая система, основанная на применении практического опыта и новейших достижений науки в виде средств искусственного интеллекта и других инновационных технологий, способна в масштабах государства вызвать новый цикл экономического роста (цикл Й. Шумпетера). Она способствует возникновению мультипликативного эффекта ускоренной разработки и постановки на производство конкурентоспособной техники, загрузки простаивающих производственных мощностей средствами непрерывной реконструкции и технического перевооружения производства.

### 1. ФУНКЦИОНАЛЬНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ СИСТЕМ ИННОВАЦИОННОЙ ПОДГОТОВКИ ПРОИЗВОДСТВА В МАШИНОСТРОЕНИИ

Разработанные для моделирования и оптимизации инновационной подготовки производства в АСТПП блок-схемы функций (рис. 1) обеспечивают проектирование и управление проектами инновационного развития предпри-

ятий с использованием новых методов оптимизации проектно-технологических решений. Они показывают реальные возможности разработки и постановки на производство техники новых поколений, увеличения в короткие сроки объемов производства.

В данной публикации показаны результаты разработки нового вероятностно-рекуррентного метода оптимизации проектно-технологических решений, который может быть использован для оптимизации комплектов проектной технологической документации при техническом перевооружении машиностроительного производства (функция 3.3.00 на рис. 1).

### 2. КЛАСТЕРИЗАЦИЯ ИЗДЕЛИЙ ДЛЯ РАЗРАБОТКИ ПРОЕКТНОЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ ДОКУМЕНТАЦИИ В АСТПП

Технологические процессы при разработке проектов реконструкции и технического перевооружения должны проходить процедуру оптимизации. В настоящее время в условиях применения автоматизированных систем технологической подготовки производства (АСТПП) существует возможность применения методов искусственного интеллекта для математического моделирования и многокритериальной оптимизации технологий [2]. Решение рассматриваемой задачи как видно из рис. 1, сопряжено с решением задачи классификации (кластеризации) изделий (функция 3.1.00-Технологический анализ конструкций изделий).

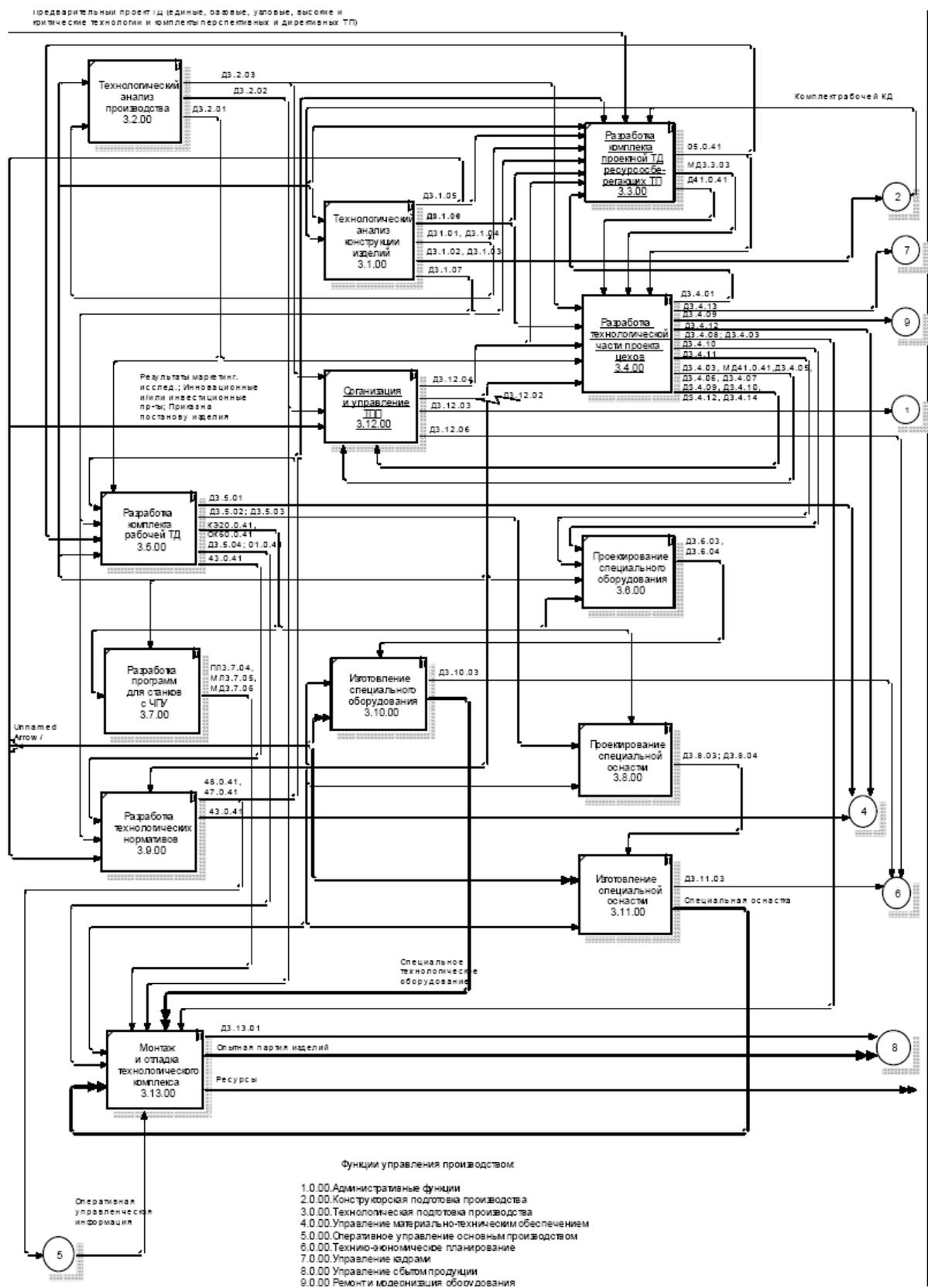


Рис. 1. Функциональная модель АСТПП реконструкции и технического перевооружения производства

Классификация (кластеризация) предусматривает автоматическое разбиение элементов некоторого множества (объектов, данных и др.) на группы по принципу схожести. В данном случае классифицировать необходимо объекты производства: детали, комплекты деталей, сборочные единицы и другие изделия. Для решения задачи кластеризации изделий можно применить интеллектуальные методы и алгоритмы классификации: статистические методы (алгоритм К-средних, метод ближайшего соседа), иерархические, нейросетевые методы и алгоритмы нечеткой кластеризации.

В условиях серийного типа производства классификацию и группирование изделий необходимо осуществлять в соответствии с существующими классификаторами ЕСКД (Единой системой конструкторской документации), либо с помощью отраслевых (заводских) классификаторов изделий. Выполнение таких работ показывает, что для сложных изделий, детали не всегда можно точно отнести к тому или иному классу, подклассу, виду, группе или типу, их классификационные характеристики могут соответствовать нескольким классам (группам или типам одного класса) одновременно, что создает неопределенности в решении проектно-технологической задачи. Преодолеть данную проблему позволяет кластерный анализ, который дает возможность разбить существующие детали на группы по выбранным признакам в условиях существования различных неопределенностей.

Первыми в приведенном выше перечне методов и алгоритмов классификации были названы статистические методы кластеризации. Под классификацией в статистике, т. е. с использованием методов формальной логики, понимают устойчивое общепринятое разграничение объектов на основании их сходства или различия по группам, подгруппам, видам и типам в данном случае деталей. Для осуществления группирования деталей по конструктивно-технологическим признакам необходимо по каждой группировке (кластеру, таксону) выбрать изделие-представитель или несколько изделий, признаки которых наиболее характерны заданной группировке деталей. В анализируемом случае классификации деталей типа «прецизионных зубчатых колес», изготавливаемых из вязких малоуглеродистых сталей, обучающая выборка деталей содержит такие признаки группирования как габаритные размеры (длина и диаметр), модуль зубчатого венца, количество зубчатых венцов,

их тип. Могут быть и другие классификационные признаки. В данной работе рассмотрен случай группирования шестерен коробок приводов агрегатов газотурбинных двигателей (ГТД) и зубчатых колес вертолетной техники. Все рассматриваемые детали относятся к 72 классу классификатора ЕСКД.

В данном случае задача кластерного анализа реализована с помощью статистического пакета SPSS и вероятностной нейронной сети PNN [4], которые позволяют выявить конкретные кластеры среди большого множества однотипных деталей. Необходимость решения такой задачи вызвано отсутствием отраслевых и заводских классификаторов, отражающих специфику производства прецизионных зубчатых колес авиационной техники, применения специальных марок низкоуглеродистых сталей, проходящих цементацию (науглероживание) перед закалкой, специальных требований по применению ионно-плазменных методов упрочнения рабочих поверхностей деталей, использование 4...5 степеней точности зубчатого венца и других специфических требований переменной части технологического кода деталей. Конечной целью решения задачи кластеризации являются ответы на вопросы:

- о закреплении части типовых шестерен вертолетной техники за существующими участками изготовления аналогичных деталей ГТД путем использования типовых технологических процессов;
- о создании специализированных участков изготовления шестерен для вертолетной техники и разработки на этой основе проекта реконструкции (технического перевооружения);
- об определении специальной номенклатуры деталей вертолетной техники, которые должны пройти полномасштабные процедуры технологической подготовки производства.

На рис. 2 представлен фрагмент выборки со значениями классификационных признаков, на которых основано решение задачи кластеризации. Эта выборка включает в себя 62 изделия-представителя класса 72 по классификатору ЕСКД (а именно детали с элементами зубчатого зацепления).

Для решения задачи кластеризации, на основании имеющихся заводских данных, был выбран иерархический алгоритм кластеризации, в частности метод Ворда. Далее были описаны все переменные (в данном случае – это классификационные признаки), а затем произведен расчет.

	number	dl	diam	ven	kven	fzb	fdet	mod	ange
1	num1	145,00	110,00	8,00	1,00	3,00	4,00	1,00	30,00
2	num2	25,00	34,23	8,00	1,00	3,00	4,00	2,75	30,00
3	num3	20,00	31,50	8,00	1,00	3,00	4,00	2,50	30,00
4	num4	18,00	32,20	8,00	1,00	3,00	4,00	2,75	30,00
5	num5	22,00	36,40	8,00	1,00	2,00	4,00	3,60	0,00
6	num6	77,00	76,70	8,00	1,00	2,00	4,00	2,00	0,00
7	num7	74,20	67,30	8,00	1,00	2,00	5,00	3,75	0,00
8	num8	19,50	16,40	8,00	1,00	2,00	4,00	1,75	0,00
9	num8	53,12	24,40	8,00	1,00	2,00	4,00	2,75	0,00
10	num9	42,00	30,00	8,00	2,00	2,00	4,00	2,50	0,00
11	num1	3,20	15,50	0,00	2,00	2,00	4,00	0,50	0,00
12	num1	3,20	15,50	8,00	2,00	3,00	4,00	1,50	36,00
13	num1	161,00	78,37	8,00	2,00	3,00	4,00	2,75	36,00
14	num1	145,00	64,37	0,00	2,00	2,00	5,00	3,75	0,00
15	num1	59,50	98,00	8,00	1,00	2,00	4,00	2,00	0,00
16	num1	75,00	81,30	0,00	1,00	2,00	4,00	2,00	0,00
17	num1	66,32	23,80	0,00	2,00	2,00	5,00	3,25	0,00
18	num1	21,54	13,43	0,00	1,00	2,00	4,00	1,75	0,00
19	num1	112,00	76,57	8,00	1,00	2,00	5,00	2,75	0,00
20	num1	53,14	27,98	8,00	2,00	2,00	4,00	1,75	0,00
21	num2	4,56	13,24	0,00	2,00	2,00	4,00	0,50	0,00
22	num2	17,80	24,87	8,00	2,00	3,00	4,00	1,50	36,00
23	num2	144,00	76,37	8,00	2,00	3,00	4,00	2,75	36,00
24	num2	27,00	62,20	8,00	1,00	2,00	4,00	2,00	0,00
25	num2	6,50	20,32	0,00	1,00	3,00	4,00	0,80	30,00

Рис. 2. Фрагмент выборки (классификационных признаков) в статистическом пакете SPSS

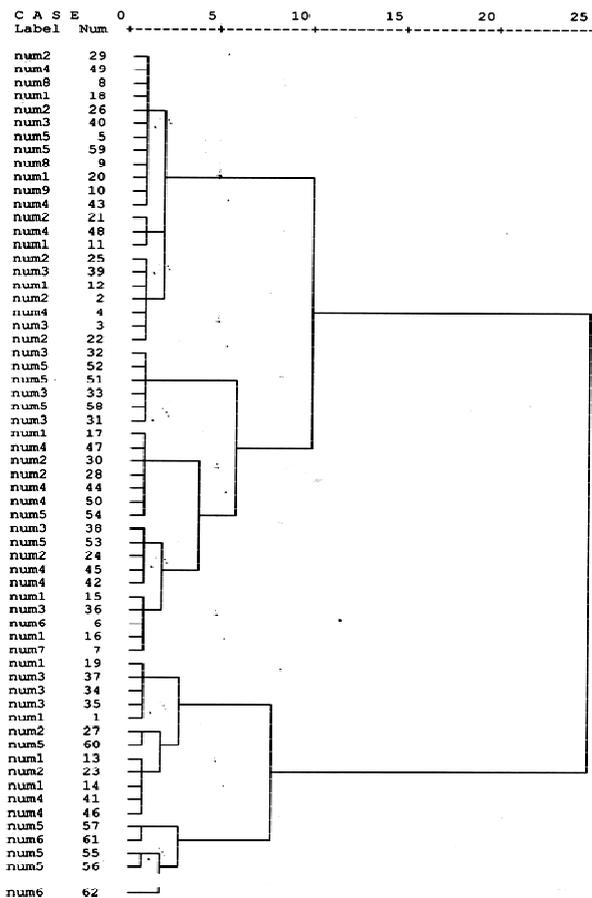


Рис. 3. Дендродиаграмма с образовавшимися кластерами деталей, которые имеют элементы зубчатого зацепления.

Результатом кластерного анализа, выполненного с помощью пакета SPSS, является дендрограмма, на которой показано, каким образом детали распределены по соответствующим кластерам. Эта дендрограмма представлена на рис. 3.

Проверка достоверности полученных результатов (рис. 3) в целях исключения потерь деталей выборки была проведена с помощью алгоритма К-средних (K-means), но только по двум классификационным признакам: по длине и диаметру деталей. Результатом такой «быстрой классификации» явились следующие данные (рис. 4).

Final Cluster Centers		
	Cluster	
	1	2
dl	188,23	42,10
diam	87,88	50,79
ven	3,56	6,09
kven	1,56	1,22
fzb	2,31	2,46
fdet	4,06	4,30
mod	3,15	2,18
angle	8,06	9,72

Number of Cases in each Cluster		
Cluster	1	2
	16,000	46,000
Valid		62,000
Missing		,000

Рис. 4. Результат кластеризации с помощью алгоритма К-средних по габаритным размерам деталей

Из рис. 4 видно, что по габаритным размерам детали разделяются на 2 кластера, в один из которых попадает 16 деталей-представителей, а в другой – 46 деталей. Очевидно, что суммарное количество всех деталей равно 62. Отсюда следует, что все выбранные детали классифицируются верно (значение ошибки, связанной с потерей данных о деталях равно нулю).

Из анализа результатов применения статистических методов видно (рис. 3, 4), что не все детали производственной программы (или выборки) однозначно попадают в кластеры, получаемые по классификатору ЕСКД. Часть деталей может быть отнесена к определенной группе, виду или типу, только с некоторой долей вероятности принадлежности к названным множествам. Для учета вероятностей принадлежности деталей к формализованным в ЕСКД таксонам (кластерам) рекомендуется использовать нейросетевой кластерный анализ.

### 3. НЕЙРОСЕТЕВОЙ КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ

На основании кластерного анализа, проделанного с помощью статистического пакета SPSS, далее проводится классификация деталей в системе Matlab с помощью вероятностной нейронной сети PNN в целях определения ведомостей производственной программы и создания специализированного производственного подразделения (участка) для изготовления шестерен вертолетной техники.

Архитектура такой вероятностной сети (рис. 5) [5, 6], которая может самостоятельно в условиях высокой неопределенности номенклатуры деталей формировать промежуточные таксоны, учитывающие различные технологические особенности, базируется на архитектуре радиально-базисной сети [5]. Вместе с тем, особенностью решения поставленной задачи является устранение неопределенностей в решении проектно-технологических задач, которые возникают в связи с существованием некоторой вероятности принадлежности деталей к тому или иному кластеру (таксону). Для учета таких вероятностей можно использовать в нейронной сети специальный внутренний слой (так называемый «конкурирующий» слой), который подсчитывает вероятность принадлежности входного вектора к тому или иному классу (группе, типу). Реализации такого требования отвечает искусственная нейронная сеть PNN. Она сопоставляет вектор признаков деталей с каждым кластером (классом, группой, типом) и определяет вероятность принадлежности. Важное преимущество этих сетей заключается в возможности быстрого обучения сети PNN [4], а также в том, что выходное значение результатов расчета имеет вероятностный смысл (поэтому его легче интерпретировать).

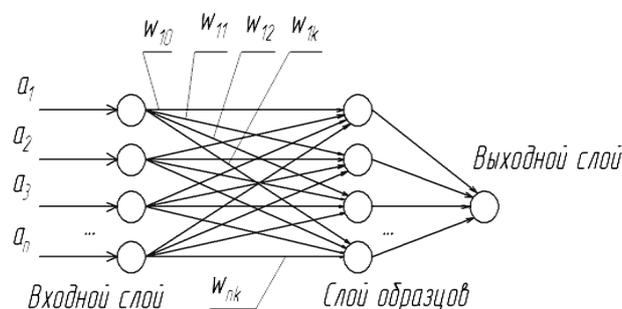


Рис. 5. Архитектура PNN-нейронной сети ( $a_1 - a_n$  – входные векторы;  $W$  – веса нейронной сети)

Для выполнения процедуры классификации в системе Matlab с использованием PNN – нейронной сети, необходимо сначала задать последовательность входных векторов и целей обучающей выборки в виде последовательности цифр (или загрузить выборку из файла) и обозначить их переменными  $P$  и  $T_c$  соответственно. Вектор  $T_c$  является вектором индексов классов. Этому индексному вектору ставится в соответствие матрица связности  $T$  в виде некоторой разреженной матрицы, которая определяет принадлежность первых векторов одному кластеру (таксону), последующих – другому таксону и так далее в зависимости от того, сколько кластеров (классов, видов, групп, типов) было указано в обучающей выборке.

Массивы  $P$  и  $T$  задают обучающее множество, что позволяет выполнить формирование сети, промоделировать ее, используя массив входов  $P$ , и удостовериться, что сеть правильно решает задачу классификации на элементах обучающего множества. В результате моделирования сети формируется матрица связности, соответствующая массиву векторов входа. Для того чтобы преобразовать ее в индексный вектор, предназначена  $M$ -функция  $vec2ind$ .

После обучения сети выполняется классификация некоторого набора произвольных векторов  $P$ , не принадлежащих обучающему множеству, причем используется ранее созданная сеть PNN, а затем анализируются полученные результаты по всему массиву изделий, проходящих классификацию и группирование.

На основании проведенной процедуры кластеризации выявилось множество деталей с элементами зубчатого зацепления (шестерен), которые являются зубчатыми колесами (шестернями) исключительно вертолетной техники. На рисунке эти детали выпадают из прямоугольного раstra (сетки параллельных линий) типовых деталей газотурбинных двигателей существующего производства зубчатых колес (рис. 7). Появление таких данных о нетиповом массиве зубчатых колес (шестерен) является предпосылкой создания специализированного участка в цехе для изготовления деталей вертолетной техники. Для таких нетиповых деталей должны быть разработаны свои проектные технологические процессы и выполнен полный объем работ по технологической подготовке производства. Это обстоятельство отличает нетиповые детали от другой части шестерен вертолетной техники, которые оказались типовыми в сравнении с уже изготавливаемыми на авиа-

двигателестроительном предприятии зубчатых колес коробок приводов агрегатов газотурбинных двигателей. Типовые шестерни (зубчатые колеса), в связи со сказанным, могут быть использованы для дозагрузки существующих участков изготовления шестерен (зубчатых колес, валов-шестерен, конических зубчатых колес) газотурбинных двигателей.

#### 4. НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ОПТИМИЗАЦИИ ПРОЕКТНЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Рассмотренные выше методы кластеризации с использованием средств искусственного интеллекта позволяют обоснованно определить ведомость производственной программы для создания специализированного производственного участка по изготовлению зубчатых колес (шестерен) вертолетной техники.

Следующим этапом работ (рис. 1) является разработка комплектов проектной технологической документации ресурсосберегающих технологических процессов. Для оптимизации таких работ в рамках вероятностно-рекуррентного метода также рекомендуется использовать методы искусственного интеллекта, в частности искусственную рекуррентную нейронную сеть Джордана, модель которой представлена на рис. 6.

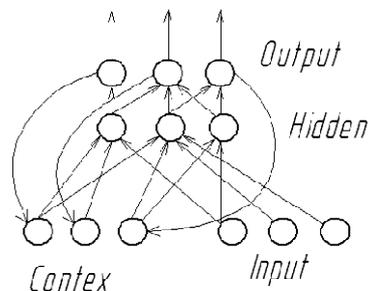


Рис. 6. Структура нейронной сети Джордана

Сеть Жордана (Джордана) – это один из видов рекуррентных сетей, которая получается из многослойного перцептрона путем введения обратных связей: на вход помимо входного вектора подается выходной с задержкой на один или несколько тактов [9]. Структура этой сети позволяет запоминать последовательности выполняемых действий над объектами, что является важным при решении задачи оптимизации технологических процессов изготовления деталей [10].

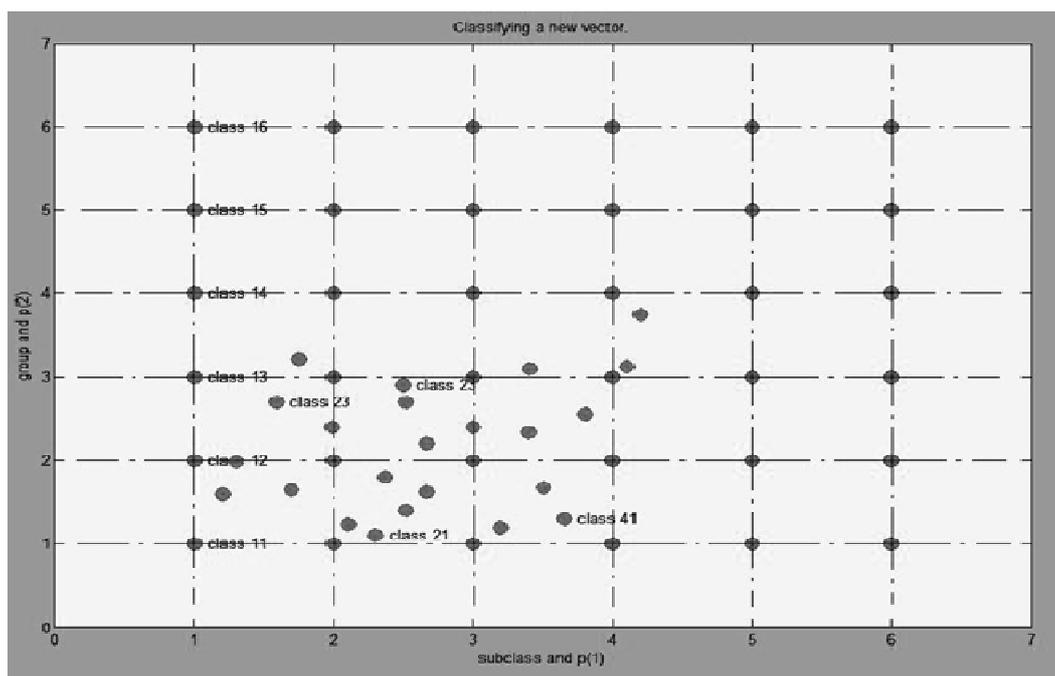


Рис. 7. Поле классификации деталей (шестерен) в системе Matlab

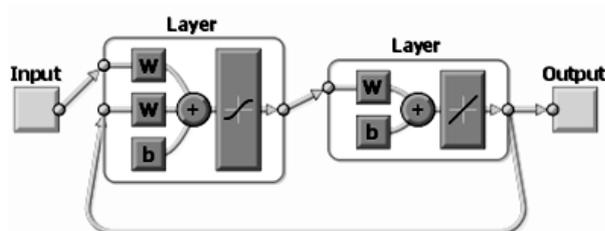


Рис. 8. Схема сети Джордана для решения задачи многокритериальной оптимизации перспективных ресурсосберегающих технологических процессов в системе Matlab

Структура сети Джордана позволяет учесть «предысторию» выполняемого процесса, накопить информацию для выбора необходимого варианта решения поставленной задачи многокритериальной оптимизации перспективного технологического процесса согласно выбранным критериям оптимизации ресурсосбережения (материало-, трудо-, фондо- и энергосбережения).

Прежде чем начинать процедуру оптимизации, необходимо построить математическую модель технологического процесса изготовления детали типа «шестерня» (рис. 10), которой в данном случае является многовариантный сетевой граф, созданный на основе базовой заводской технологии (рис. 9), и дополненный другими вершинами-операциями, которые предусматривают изменение плана обработки, методов и режимов обработки, структуры парка тех-

нологического оборудования, изменения в составе других средств технологического оснащения (например, применение многоинструментальных наладок, многоместных приспособлений, промышленных роботов и других средств автоматизации).

При составлении многовариантного графа технологических процессов учтены конструкторские требования, указанные на чертеже детали (рис. 11), точность, параметры шероховатости и другие технические требования, исходя из которых можно проектировать различные варианты обработки детали, выбирать методы обработки и соответствующее оборудование.

Для использования сети Джордана в задаче многокритериальной оптимизации необходимо произвести линейную свертку входных параметров – критериев оптимизации (привести входные параметров к безразмерной величине по условиям применения методов многокритериальной оптимизации) [4]. В качестве входных параметров численной оценки перспективного технологического процесса можно использовать 4 критерия: затраты, время изготовления детали, фондоемкость (капиталовложения в запасы оборудования, технологической оснастки и площади) – это минимизируемые критерии, а также максимальный коэффициент использования материала в перспективном технологическом процессе изготовления изделия.

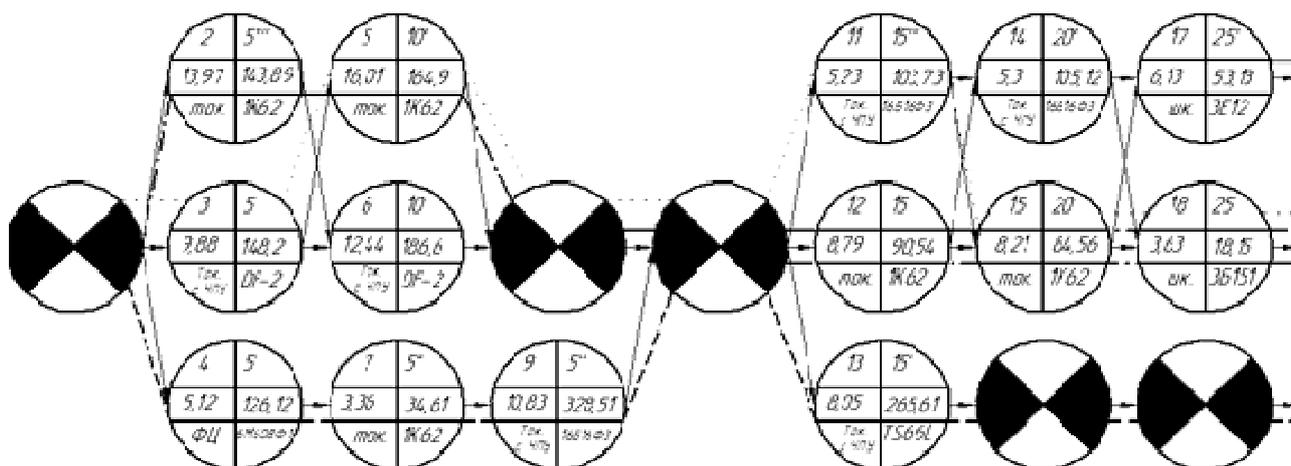
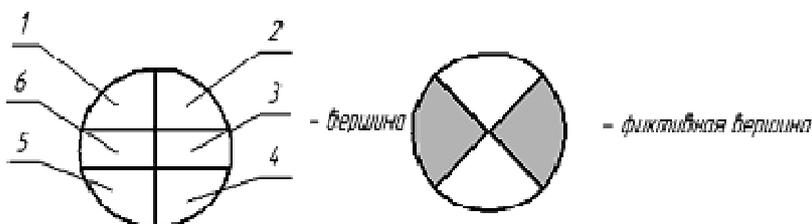


Рис. 9. Фрагмент графа технологического процесса изготовления детали «шестерня»

Условные обозначения к рис. 9:



- 1 - номер вершины;  
 2 - номера операции базового технологического процесса;  
 3 - значения приведенных затрат, руб.;  
 4 - модель станка;  
 5 - вид обработки;  
 6 - значения штучного времени, мин.

Для других условий проектирования перечень показателей ресурсосбережения может быть расширен. Для реализации метода линейной свертки необходимо установить для уравнений (1,2) веса приоритетности критериев в интервале от 0 до 1[8]:

$$\xi^k = \frac{(\varepsilon^k - \varepsilon_{\min}^k)}{(\varepsilon_{\max}^k - \varepsilon_{\min}^k)}, \quad (1)$$

где  $\xi^k$  – величина  $k$ -го критерия, приведенная к относительному безразмерному виду;  $\varepsilon^k$  – значение  $k$ -го критерия  $k \in [1, m]$ ;  $\varepsilon_{\min}^k, \varepsilon_{\max}^k$  – минимальное и максимальное из всех возможных значений  $k$ -го критерия.

$$\varepsilon_{\Sigma} = \sum_{i=0}^m \alpha_i \cdot \xi^k, \quad (2)$$

где  $\alpha_i$  – весовые коэффициенты, назначаемые экспертно, которые определяют значимость соответствующего критерия среди рассматриваемого множества.

Общая сумма весовых коэффициентов должна быть равна 1.

Входные значения для нейронной сети определяются по формулам (1, 2) и подаются в скрытый слой, где находятся контекстные нейроны (нейроны, содержащие копию значений активации скрытых нейронов для предыдущего временного отсчета) с обратными связями [7]. После прохождения по скрытому слою, преобразованные значения подаются на выходной слой. Затем можно оценивать результат – полученный путь технологического процесса изготовления детали (план обработки или маршрутную карту перспективного технологического процесса). Полученная последовательность парето-оптимальных (по выбранным критериям) технологических операций, представляется в виде цифр, которые соответствуют номерам вершин многовариантного графа технологических процессов (рис. 9).

На основании результатов оптимизации был составлен план обработки изготовления деталей-представителей групп (технологический маршрут) и сформирован комплект технологической документации перспективного технологического процесса.

Таким образом, данный метод позволяет выполнять многокритериальную оптимизацию перспективных технологических процессов, что сокращает сроки технологической подготовки производства и обеспечивает экономию ресурсов. Сказанное является весьма важным свойством интеллектуализации АСТПП для технологического обеспечения «бережливого производства» (Lean Production).

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На основе выполненного исследования можно сделать вывод о том, что при анализе большой номенклатуры однотипных деталей с элементами зубчатого зацепления (в данном случае шестерен ГТД и вертолетной техники) с использованием типовых средств кластерного анализа (метода Ворда, пакета прикладных программ SPSS, алгоритма K-means) можно определить кластеры (группы и типы деталей) деталей, которые сложно отнести к конкретным группам существующего классификатора ЕСКД. Этот факт позволил поставить задачу

разработки вероятностно-рекуррентного метода для классификации и оптимизации проектирования перспективных ресурсосберегающих технологических процессов в АСТПП авиадвигательного производства.

Выявленная в рамках нового вероятностно-рекуррентного метода (нейросетевого кластерного анализа) и применения вероятностной нейронной сети PNN номенклатура нетиповых деталей трансмиссий в виде шестерен и зубчатых колес вертолетных двигателей, отличающихся от типовых зубчатых колес газотурбинных двигателей, позволяет обоснованно проектировать специализированный участок изготовления таких деталей в механическом цехе.

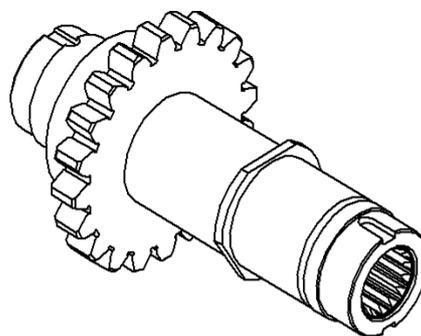


Рис. 10. 3D-модель детали-представителя «шестерня», показанной на рис. 11

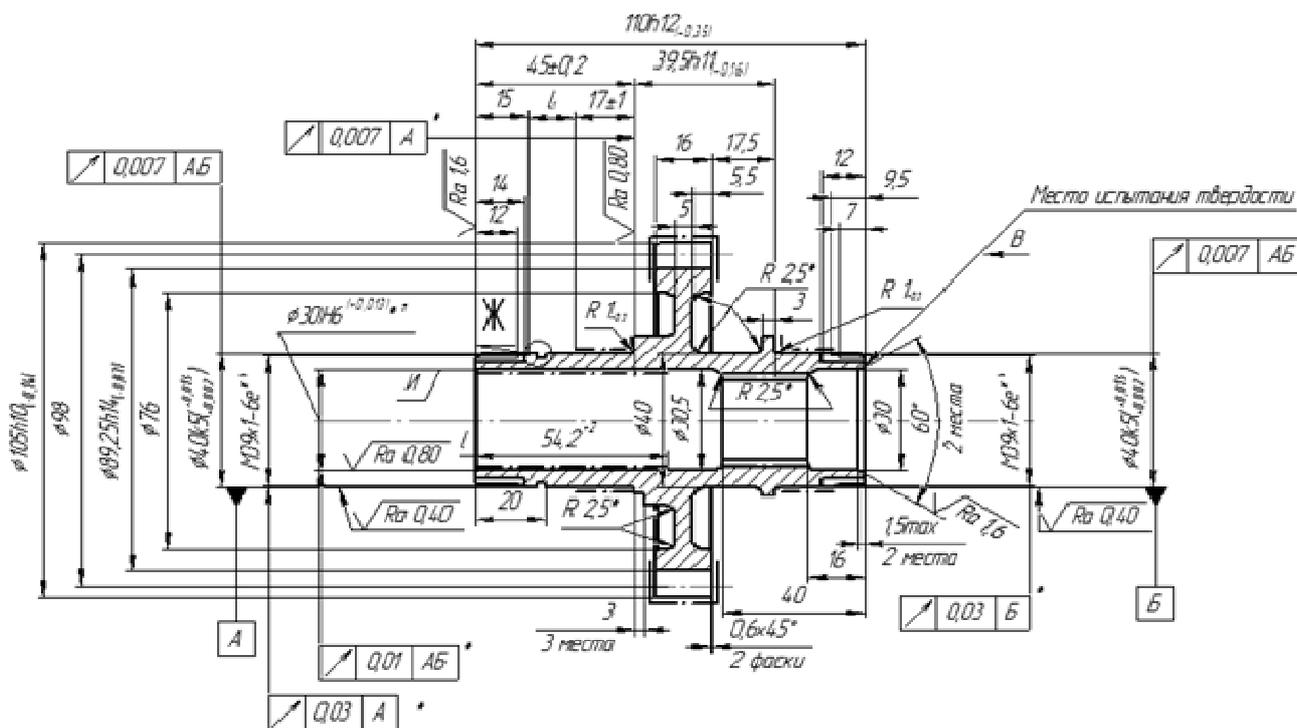


Рис. 11. Чертеж детали-представителя типа «шестерня»

Применение вероятностно-рекуррентного метода позволяет не только группировать детали и определять обоснованные ведомости производственной программы, но также позволяет осуществлять многокритериальную оптимизацию перспективных ресурсосберегающих технологических процессов с помощью нейронной сети Джордана. Сказанное не только сокращает трудоемкость работ в АСТПП по технологической подготовке производства новой конкурентоспособной продукции, но также позволяет находить парето-оптимальные решения при разработке комплектов проектной технологической документации, необходимой для реконструкции и технического перевооружения цехов авиадвигателестроительных предприятий.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Селиванов С. Г., Гузаиров М. Б., Кутин А. А. Инноватика: учеб. для вузов. М.: Машиностроение, 2008. 721 с.
2. Селиванов С. Г., Иванова М. В. Теоретические основы реконструкции машиностроительного производства. Уфа: Гилем, 2001. 310 с.
3. Использование методов искусственного интеллекта в технологической подготовке машиностроительного производства / С. Г. Селиванов [и др.] // Вестник УГАТУ. 2010. Т. 14, № 1(36). С. 87–97.
4. Рекуррентные нейронные сети и методы оптимизации проектных технологических процессов в АСТПП машиностроительного производства /

С. Н. Поезжалова [и др.] // Вестник УГАТУ. 2011. Т. 15, № 5 (45). С. 245.

5. Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети: Matlab 6. ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 496 с.

6. Толпин Д. А. Вероятностные сети для описания знаний // Информационные процессы. Т. 7, № 1. М.: Русинвест, 2007. С. 93–103.

7. Дьяконов В. П., Круглов В. В. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP2+Simulink 5/6. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики. Серия «Библиотека профессионала» М.: СОЛОН-ПРЕСС, 2006. 456 с.

8. Шипачев В. С. Высшая математика: Учеб. для вузов. М.: Высшая школа, 1998. 479 с.

#### ОБ АВТОРАХ

**Селиванов Сергей Григорьевич**, проф. каф. технологии машиностроения. Дипл. инженер по автоматизации и комплексн. механизации машиностроения (УАИ, 1970). Д-р техн. наук по технологии машиностроения (Мосстанкин, 1991). Иссл. в обл. технол. подг., реконстр., организ. пр-ва.

**Черняховская Лилия Рашитовна**, проф. каф. техн. кибернетики. Дипл. инженер электр. техники (УАИ, 1970). Д-р техн. наук по системн. анализу, управлению и обработке информации (УГАТУ, 2004). Иссл. в обл. системн. анализа, интеллектуальн. информационных систем, систем искусственного интеллекта

**Бородкина Оксана Александровна**, магистрант каф. технологии машиностроения. Иссл. в обл. оптимизации технологий машиностроения.