

Нейронные сети в АСТПП машиностроительного производства

С.Г. Селиванов, С.Н. Поезжалова, О.А. Бородкина, К.С. Кузнецова, Г.Ф. Габитова

Аннотация. Рассматривается разработка методов искусственного интеллекта, обеспечивающих многокритериальную оптимизацию технологий в инновационном проектировании для постановки на производство конкурентоспособных изделий.

Ключевые слова: многокритериальная оптимизация, нейронные сети Элмана, Джордана, LVQ, вероятностная нейронная сеть, классификация и группирование изделий.

Введение

В мировой практике экономического роста развитых стран пропорции в тенденциях развития имеют в настоящее время высокие соотношения в пользу технологических сдвигов средствами инновационной экономики:

- в исследованиях, выполненных в США после II мировой войны, отмечалось, что 43% прироста внутреннего валового продукта обеспечивают изобретательство, технический прогресс, образование и другие источники (нобелевский лауреат Самуэльсон);

- в конце XX века нобелевский лауреат Р. Солоу установил, что значение технологических сдвигов (87,5%) для экономического роста США существенно выше, чем капитала и труда (12,5%).

Целью данной публикации является разработка методов искусственного интеллекта, обеспечивающих многокритериальную оптимизацию технологий в инновационном проектировании для постановки на производство конкурентоспособных изделий.

Разработка обеспечивает создание автоматизированной системы научных исследований высоких и критических технологий, а также совершенствование автоматизированных систем технологической подготовки производства на

основе использования средств искусственного интеллекта.

Отработка методов осуществлялась на примере самолетостроения и авиадвигателестроения, но результаты работы могут найти применение в других отраслях промышленности.

1. Методы оптимизации технологий в инновационных проектах

Разработка инвестиционных и инновационных проектов в машиностроении все чаще ставит задачи оптимизации различных технологий разработки, производства и эксплуатации новой техники:

- *в эксплуатации* - технологии технического обслуживания, регламентных работ, ремонта, реновации, утилизации;

- *в производстве* - стандартные, единичные, типовые, групповые, модульные и рабочие техпроцессы;

- *в технологической подготовке производства* - проектные, перспективные, директивные технологические процессы и комплекты технологической документации информационного назначения, в том числе единые, узловые, базовые, высокие, критические, ключевые и другие предварительные комплекты технологической документации.



Рис. 1. Схема взаимосвязей разработки конструкторской и технологической документации по ЕСКД и ЕСТД

Все указанные выше технологические процессы при разработке комплектов технологической документации должны проходить процедуру оптимизации. В настоящее время в условиях применения автоматизированных систем технологической подготовки производства (АСТПП) наиболее универсальными методами математического моделирования и многокритериальной оптимизации считаются методы искусственного интеллекта. Типовые методы структурной и параметрической оптимизации (теории игр, теории статистических решений, линейного и динамического программирования) все чаще стремятся заменить методами математического моделирования и оптимизации на основе применения средств искусственного интеллекта (экспертных систем, методов нечеткой логики, искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов).

2. Экспертно-логический метод оптимизации технологической документации

В системах внезаводской научно-технологической подготовки производства новой техники использование экспертных систем возможно в качестве информационно-поисковой системы оптимизации единых и узловых технологий. Экспертные системы в этом случае позволяют по запросам и заданным логическим

правилам определять наиболее эффективные технологии, например, для оптимизации единых технологий или трансферта наиболее рациональных зарубежных технологий. Применение для этих целей экспертных систем значительно сокращает время обоснованного выбора предварительных проектов технологической документации и наилучших вариантов единых и узловых технологий (Рис. 1).

Экспертная система обычно состоит из: базы знаний, механизма вывода, интеллектуального интерфейса и подсистемы пояснений (Рис. 2). База знаний содержит формальное описание знаний экспертов, представленное в виде набора фактов и правил. Механизм вывода или решатель — это блок, представляющий собой программу, реализующую прямую или обратную цепочку рассуждений в качестве общей стратегии построения вывода. С помощью интеллектуального интерфейса экспертная система задает вопросы пользователю и отображает сделанные выводы, представляя их обычно в символьном виде.

В настоящее время существуют различные инструментальные средства экспертных систем (ЭС), которые классифицируют следующим образом:

- символьные языки программирования, ориентированные на создание экспертных систем и систем искусственного интеллекта (например, *LISP, INTERLISP, SMALLTALK*);

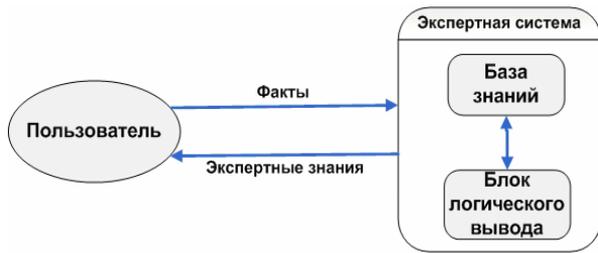


Рис. 2. Основные принципы функционирования экспертной системы

– языки инженерии знаний, т.е. языки высокого уровня, ориентированные на построение экспертных систем (например, *OPS-5, LOOPS, Пролог, KES*);

– системы, автоматизирующие разработку (проектирование) экспертных систем (например, *KEE, ART, TEIRESLAS, AGE, TIMM*); их часто называют окружением (*enviroment*) для разработки систем искусственного интеллекта, ориентированных на знания;

– оболочки ЭС – это экспертные системы, не содержащие знаний ни о какой проблемной области (например, *ЭКСПЕРТИЗА, EMYCIN, ЭКО, ЭКСПЕРТ*).

В системе научно-технологической подготовки производства авиационных двигателей экспертные системы для оптимизации единых и узловых технологий, определения методов технологического обмена и трансферта высоких технологий могут быть использованы как универсальная оболочка, например, *Corvid Exsys* (США) для создания экспертной системы на основе правил – *rule-based logic*), или в качестве специальной системы искусственного интеллекта для выполнения экспертизы на основе применения методов нечеткой логики (Рис. 3, Рис. 4).

Для разработки предварительных комплектов технологической документации при формировании единой технологии авиационных двигателей нового поколения (Рис. 3) предложен экспертно-логический метод оптимизации инновационных технологий в процедуре трансферта высоких технологий на основе системотехнического проектирования в рамках автоматизированной системы технологической подготовки производства авиационных двигателей. На Рис. 4 точки высоких и критических технологий находятся в верхней части поверхности, на склонах этой поверхности находятся промежуточные технологии,

а на подошве поверхности – малоперспективные технологии. Положение точек таких технологий определено на основании электронной базы данных (Рис. 3) [5] с использованием экспертизы специалистов ведущего авиадвигателестроительного предприятия и системы нечеткой логики – инструментального средства систем искусственного интеллекта [1, 2].

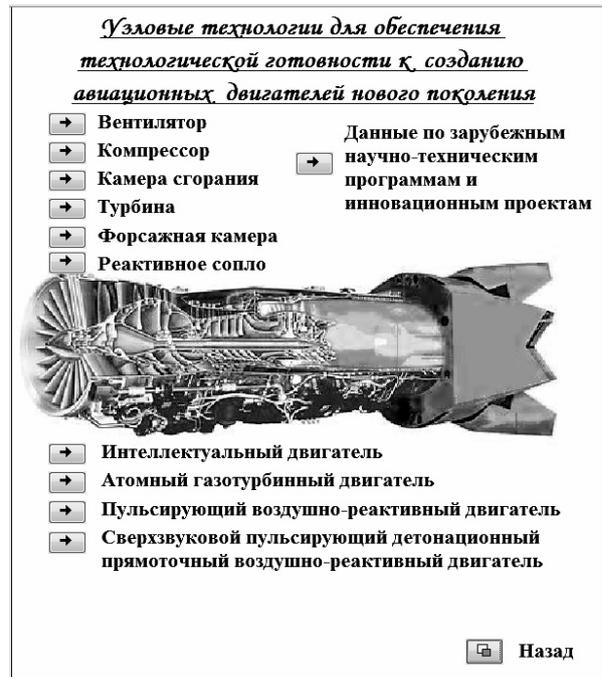


Рис. 3. Окно электронной базы данных по узловым технологиям авиационных двигателей в системе MS Access

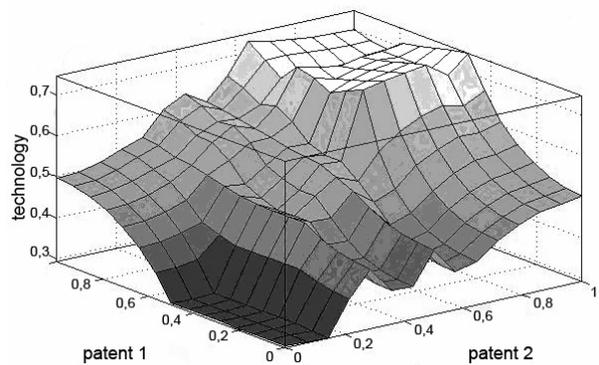


Рис. 4. Поверхность развития единых технологий ГТД по данным экспертизы патентной статистики блока логического вывода экспертной системы

По результатам экспертизы и разработки предварительных проектов технологической документации могут быть разработаны:

- инновационные проекты практического использования и коммерциализации высоких или критических технологий;
- комплекты документации директивных технологических процессов;
- комплекты документации перспективных технологических процессов.

3. Метод многокритериальной оптимизации на основе сетей Элмана

В процессе проектирования директивных технологических процессов технолог имеет две основные возможности:

- рецептурного улучшения технологического процесса путем выбора того или иного варианта операций, методов обработки или сборки, средств технологического оснащения,
- использования методов системотехнического проектирования на основе математического моделирования и оптимизации проектно-технологических решений, руководствуясь различными критериями.

Для обеспечения технологическими методами конкурентоспособности новых изделий на этапах и стадиях НИОКР необходимо рассматривать соотношение двух групп критериев:

- качества изделия, показателями которого являются параметры технического уровня, трудоемкости как показателя технологичности – их записывают в карте технического уровня и качества изделия;
- цены изделия, показателями которой являются параметры затрат, капиталовложений и рисков инвестиционных (инновационных) проектов.

В рамках данной публикации предложено рассматривать в качестве главных критериев оптимизации директивных технологических процессов:

- наивысшие значения параметров технического уровня новых изделий, которые обеспечивают директивные технологические процессы,
- наименьшую трудоемкость обработки или сборки,

- минимальные затраты,
- наименьший риск (в первую очередь от брака при внедрении новой технологии).

Для осуществления многокритериальной оптимизации директивных технологических процессов по описанным выше критериям использована программная среда *Matlab* и пакет *Neural Network* [2, 3]. Для решения поставленной задачи применена гибридная сеть в виде рекуррентной сети Элмана с элементами нечеткой логики. Разработанный программный продукт содержит две основные части для многокритериальной оптимизации директивного технологического процесса.

Первая часть критериев определяется по названным выше параметрам технического уровня изделия. Для анализа влияния технологии на качество продукции можно представить три лингвистические переменные, которые учитывают влияние новой (директивной) технологии на улучшение главных параметров технического уровня изделия:

- технологии, которые не влияют на технический уровень изделия, например, на величину тяги двигателя, ресурса, надежности и т.п.,
- технологии, оказывающие слабое влияние на рост технического уровня изделия,
- технологии, которые оказывают сильное влияние на рост технического уровня изделия.

Максимальные значения таких параметров качества изделия позволяют определить приоритет технологий его изготовления при выборе способов или методов обработки (сборки) для обеспечения конкурентоспособности, в данном случае, авиационного двигателя [6].

Вторая часть критериев программного продукта содержит численные оценки, что позволяет использовать для многокритериальной оптимизации искусственные нейронные сети. В данном случае предложено использовать частично-рекуррентную нейронную сеть Элмана. Схема и обобщенная структура этой сети представлена на Рис. 5 и Рис. 6. Каждый скрытый нейрон имеет свой аналог в контекстном слое, образующем совместно с внешними входами сети входной слой. Выходной слой состоит из нейронов, односторонне связанных только с нейронами скрытого слоя.

Для использования сети Элмана в задачах многокритериальной оптимизации необходимо

приведение входных параметров к безразмерной величине по условиям применения методов многокритериальной оптимизации. Эта часть работ предусматривает использование в среде *Matlab* метода линейно-аддитивной свёртки [7]. В качестве входных параметров численной оценки директивных технологических процессов можно использовать три критерия для определения минимумов: затрат, трудоемкостей и рисков.

Процесс обучения созданной нейронной сети Элмана графически продемонстрирован на Рис.7. Для обучения нейросети (Рис.8) было задано 200 итераций (шагов) с выводом результатов расчета через каждые 25 итераций с учётом погрешности расчетов сети 0,01. В рассматриваемом примере нейросеть обучилась достаточно быстро, пройдя 30 итераций из заданных 200, постепенно обучаясь и уменьшая ошибки вычислений. Реализация данных параметров обучения в системе *Matlab* 7.5 представлена ниже.

- 1) *net.trainParam.epochs = 200;*
- 2) *net.trainParam.show = 25;*
- 3) *net.trainParam.goal = 0,01.*

Ввод данных осуществляется с клавиатуры в окне ввода данных (Рис. 8, Рис. 9). На Рис. 9 кроме данных для использования разработанной гибридной искусственной нейронной сети с элементами нечеткой логики дополнительно в целях сопоставления результатов расчетов указана также (в правой части экрана) таблица исходных данных для оптимизации проектных, перспективных и директивных технологических процессов с помощью генетических алгоритмов.

Обработка рассмотренного выше пакета прикладных программ многокритериальной оптимизации директивных технологических процессов осуществлена на примере узловой технологии изготовления деталей диффузоров камер сгорания авиационных двигателей (Рис. 10).

В данном случае оптимизируется директивный технологический процесс детали камеры сгорания «Стойка». Граф-дерево вариантов директивных технологических процессов деталей «Стойка» для структурной оптимизации с помощью гибридной искусственной нейронной сети (Рис.10) приведен на Рис. 10. Информация сетевого графа является массивом входных данных для использования нового программного продукта.

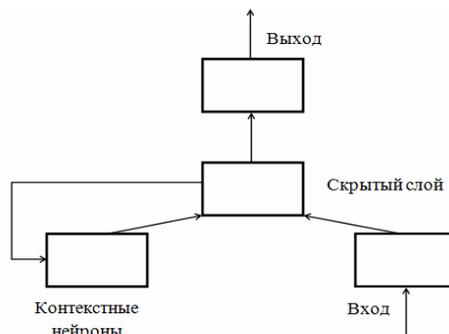


Рис. 5. Схема нейронной сети Элмана

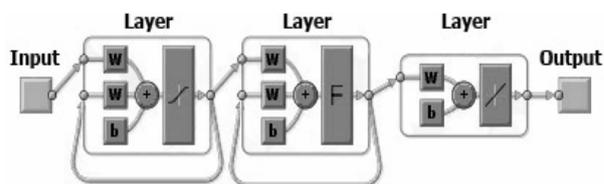


Рис. 6. Структура трехслойной нейронной сети Элмана для задачи оптимизации директивных технологических процессов

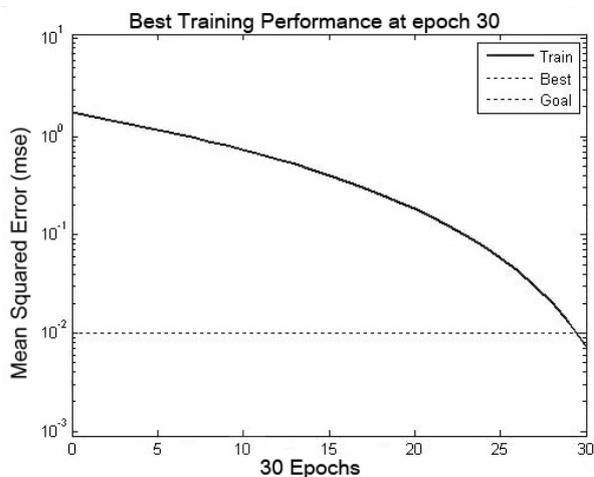


Рис. 7. График обучения нейронной сети Элмана

	C, руб	T, мин	R	FL
1	81.47	9	0.12	0.213502
2	91.33	6	0.25	0.8875
3	79.85	5	0.2	0.246154

Рис. 8. Структура таблицы ввода данных

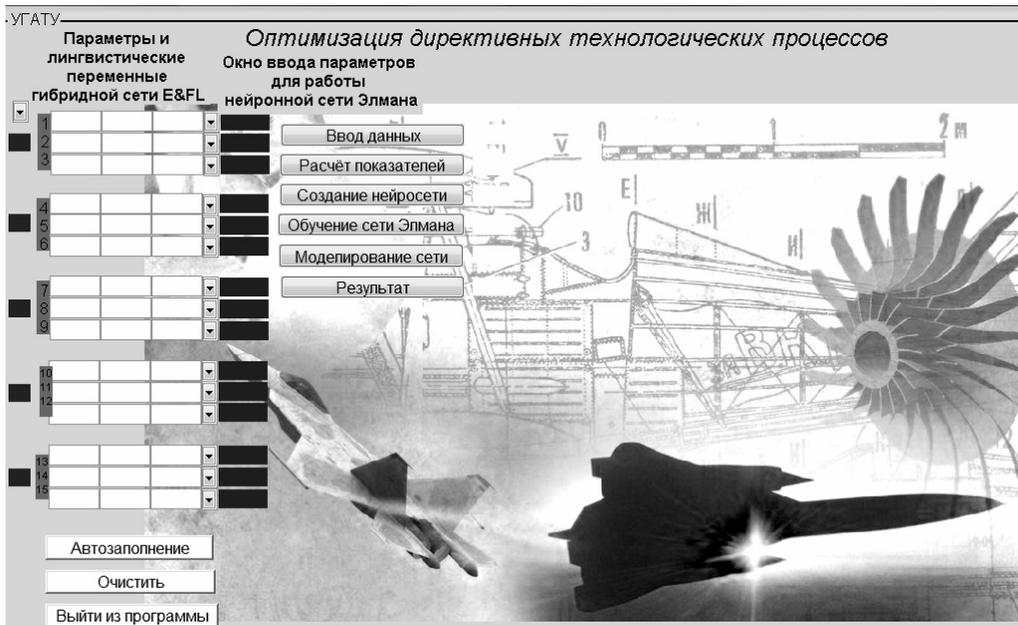


Рис. 9. Интерфейс программного продукта по оптимизации директивных технологических процессов

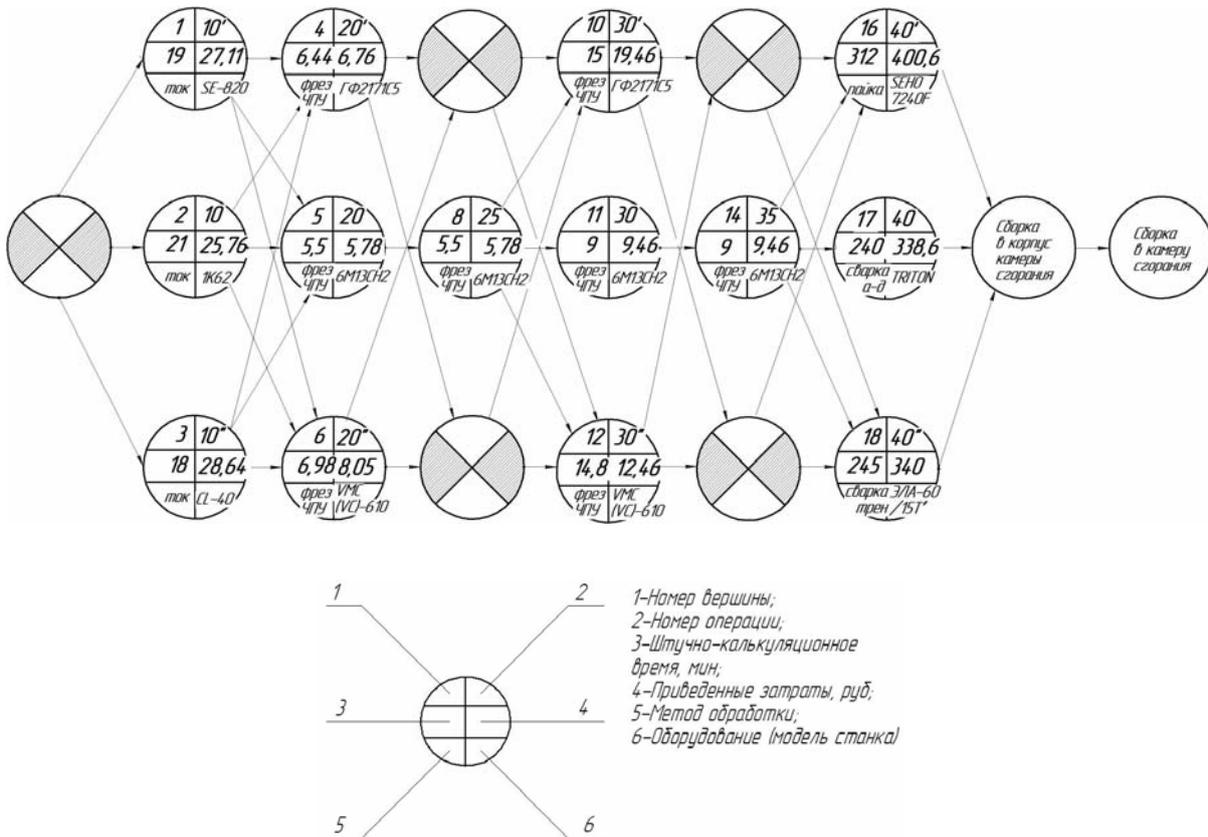


Рис. 10. Многовариантный граф вариантов директивных технологических процессов деталей «Стойка»

4. Вероятностно-рекуррентный метод оптимизации

Перспективные технологические процессы в отличие от директивных, как было отмечено выше, ориентированы не столько на обеспечение технологическими методами высокого качества и технического уровня изделия, сколько на обеспечение ресурсосбережения в сфере производства для заданных параметров качества изделия [13]. В данном случае для оптимизации перспективных технологических процессов как и для директивных технологических процессов, может быть использована система *Matlab*, в частности, пакет *Neural Network*.

многокритериальной оптимизации перспективного технологического процесса в условиях действующего серийного производства, должны предшествовать классификация и группирование изделий либо в соответствии с существующим классификатором ЕСКД (Единой системой конструкторской документации), либо с помощью отраслевых (заводских) классификаторов изделий.

Под классификацией в статистике понимается устойчивое общепринятое разграничение объектов на основании их сходства или различия по группам, подгруппам, видам и типам деталей. Для 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 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* [12], которые позволяют выявить конкретные кластеры среди большого множества однотипных деталей. Необходимость решения такой задачи вызвана отсутствием отраслевых и заводских классификаторов, отражающих специфику производства прецизионных зубчатых колес авиационной техники, применением специальных марок низкоуглеродистых сталей, проходящих цементацию (науглероживание) перед закалкой, специальными требованиями по применению ионно-плазменных методов упрочнения рабочих поверхностей деталей и другими специфическими требованиями переменной части технологического кода деталей. Конечной целью решения задачи кластеризации являются ответы на вопросы о:

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

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. 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. 11.

Из анализа результатов применения статистических методов видно (Рис.11), что не все детали производственной программы (или выборки) однозначно попадают в группировки (кластеры или таксоны), получаемые по классификатору ЕСКД. Часть деталей может быть отнесена к определенной группе, виду или типу

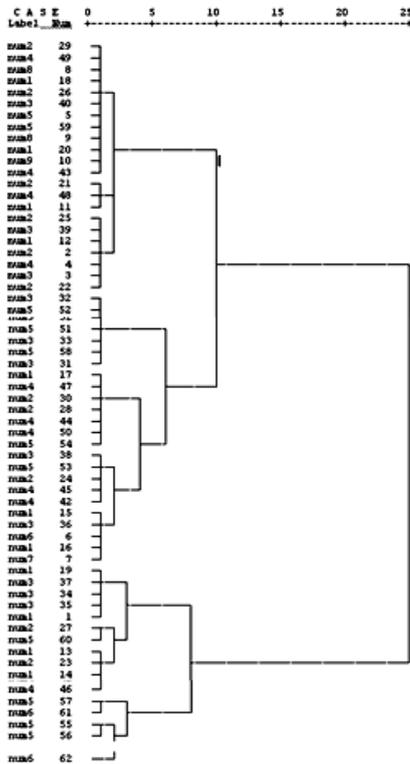


Рис.11. Дендрограмма с образовавшимися кластерами деталей, которые имеют элементы зубчатого зацепления

только с некоторой долей вероятности принадлежности к названным множествам. Для учета вероятностей принадлежности деталей к формализованным в ЕСКД кластерам рекомендуется использовать нейросетевой кластерный анализ, который реализуется с помощью вероятностной нейронной сети *PNN*.

Архитектура такой вероятностной нейронной сети (Рис.12), [3, 12], которая может самостоятельно в условиях высокой неопределенности номенклатуры деталей формировать промежуточные группировки или таксоны, учитывающие различные технологические особенности, базируется на архитектуре радиально-базисной сети [3]. 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. Для учета таких вероятностей можно использовать специальный внутренний слой (так называемый «конкурирующий» слой)

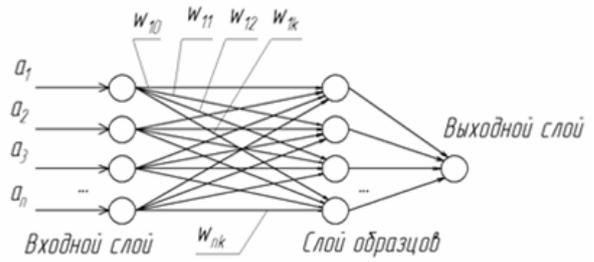


Рис. 12. Архитектура PNN –нейронной сети

a_1, a_n –входные векторы
 W – веса нейронной сети

нейронной сети, 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 тем или иным кластером (классом, группой, типом) и определяет вероятность принадлежности. Важное преимущество этих сетей заключается также в том, что выходное значение результатов расчета имеет вероятностный смысл (поэтому его легче интерпретировать), и в возможности быстрого обучения нейронной сети *PNN* [13].

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 таксону, последующих – другому таксону и так далее в зависимости от того, сколько таксонов (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.

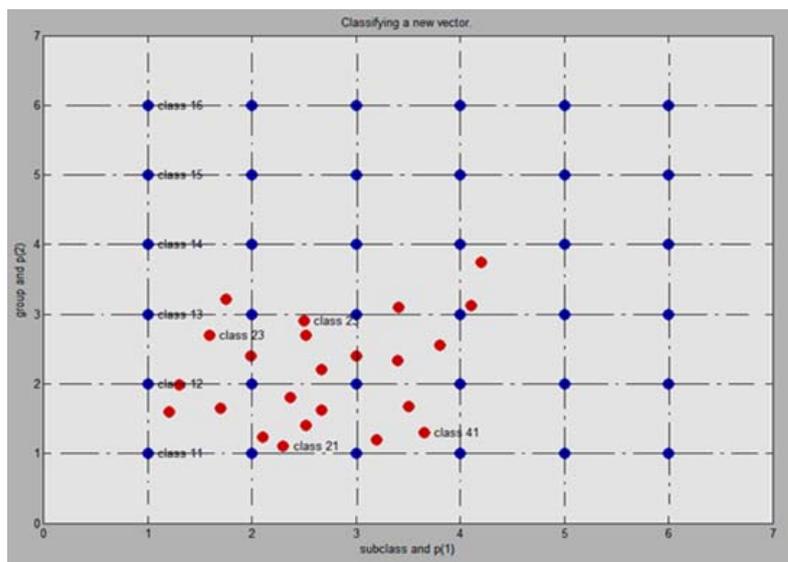


Рис. 13. Поле классификации деталей (шестерен) в системе Matlab

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 было выявлено множество деталей с элементами зубчатого зацепления (шестерен), которые являются зубчатыми колесами (шестернями) исключительно вертолетной техники. На рисунке эти детали выпадают из прямоугольного раstra типовых деталей газотурбинных двигателей существующего производства зубчатых колес (Рис. 13). 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.

Таким образом, зная класс, группу и тип детали, принадлежность ее к определенному таксону или же выделение ее в новый кластер, мы можем проектировать перспективный технологический процесс и проводить его оптимизацию.

Для решения поставленной задачи на следующем шаге для многокритериальной опти-

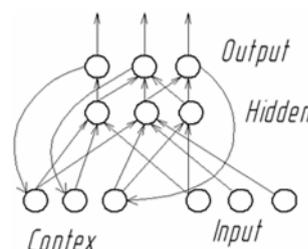


Рис. 14. Структура нейронной сети Жордана (Джордана)

мизации применяется рекуррентная нейронная сеть Джордана (Жордана), модель которой представлена на Рис. 14 и Рис. 15.

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].

Основные отличия сети Джордана от сети Элмана видны из сопоставления Рис. 15 и Рис. 6. 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». Ею в данном случае является многовариантный сетевой граф, созданный на основе базовой заводской технологии и дополненный другими вершинами-операциями, которые предусматривают изменение плана обработки, методов и режимов обработки, структуры парка технологического 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, точность, параметры шероховатости и другие технические требования, исходя из которых можно проектировать различные варианты обработки детали, выбирать методы обработки и соответствующее оборудование.

Для решения поставленной задачи входные данные для нейронной сети приводятся к необходимому интервалу, т.е. проводится математическая свертка критериев оптимизации (данные приводят к безразмерному виду). В качестве критериев для решения поставленной задачи и отладки сети были использованы: минимальные затраты, максимальный коэффициент использования материала и минимальная фондоемкость (капиталовложения в запасы оборудования, технологической оснастки и площади) технологического процесса изготовления изделия. Для других условий проектирования перечень показателей ресурсосбережения может быть расширен. На каждый из параметров назначался «весовой» коэффициент в интервале $[0,1]$, который учитывал «важность» критерия при оптимизации перспективного технологического процесса.

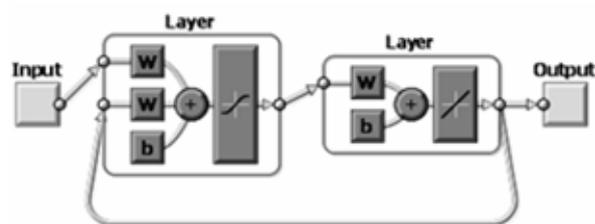


Рис. 15. Схема сети Жордана (Джордана) для решения задачи многокритериальной оптимизации перспективных ресурсосберегающих технологических процессов в среде Matlab

Таким образом, данный метод позволяет выполнять многокритериальную оптимизацию перспективных технологических процессов, что весьма важно в АСТПП для технологического обеспечения «бережливого производства» (Lean Production).

5. Комбинаторно - нейросетевой метод оптимизации

В данном разделе показана задача разработки интеллектуальной системы по созданию межцеховых технологических маршрутов. Существующая система проектирования межцеховых технологических маршрутов «ЛОЦМАН – Расчиховщик» позволяет создавать ведомости технологических маршрутов при отсутствии оптимизации непосредственно самого этапа разработки технологических маршрутов. Синтез процедур математического моделирования, оптимизации и процесса создания документации позволит решать производственные задачи по созданию межцеховых технологических маршрутов более эффективно.

Поставленная задача может быть решена с помощью применения методов комбинаторной оптимизации, в частности, нейронных сетей.

Первый этап – кластеризация и классификация деталей с целью сокращения затрат на транспортировку партий изделий Рис.16.

Из всех перечисленных алгоритмов выбрана нейронная сеть LVQ, которая выполняет и кластеризацию, и классификацию деталей для разработки групповых технологических маршрутов в силу следующих их достоинств:

- параллельность обработки информации;
- ассоциативность;

Алгоритмы кластеризации

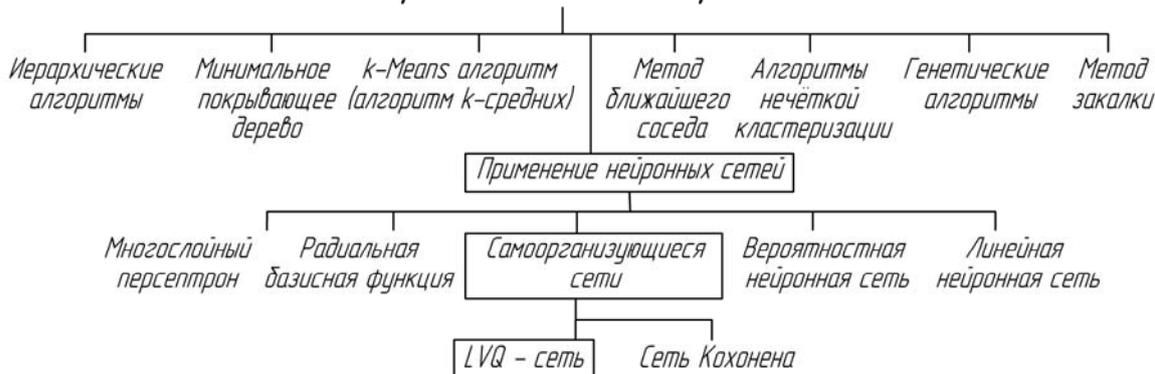


Рис. 16. Алгоритмы кластеризации

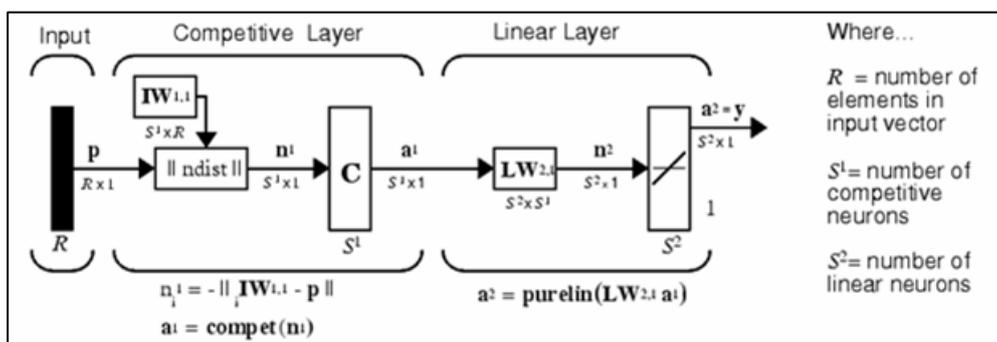


Рис. 17. Архитектура LVQ – сети

Input – входы, IW – матрица весов входа, LW – матрица весов слоя.

- способность к автоматической классификации;
- способность к обучению;
- высокая надежность.

Архитектура сети представлена на Рис.17.

LVQ - сеть имеет два слоя: конкурирующий (*Competitive Layer*) и линейный (*Linear Layer*). Конкурирующий слой выполняет кластеризацию векторов, а линейный слой соотносит кластеры с целевыми классами, заданными пользователем.

Классификация деталей с помощью выбранной нейронной сети осуществляется с целью разработки групповых технологических маршрутов (расцеховки).

Следующий шаг – получение оптимальной расстановки оборудования в цехе «бережливого производства».

Дополнительным средством для оптимизации технологических маршрутов являются комбинаторные математические модели класса перестановочных структурных моделей.

Заключение

Разработка инвестиционных и инновационных проектов в машиностроении все чаще ставит задачи оптимизации различных технологий разработки, производства и эксплуатации новой техники. Для решения задач многокритериальной оптимизации технологических процессов могут быть использованы средства искусственного интеллекта на основе рекуррентных нейронных сетей и других методов оптимизации (генетических алгоритмов и экспертных систем).

Экспертные системы позволяют по определенным запросам и заданным логическим правилам определять наиболее подходящие и эффективные технологии, например, для оптимизации единых технологий или трансферта наиболее рациональных зарубежных технологий. Применение для этих целей экспертных систем значительно сокращает время обоснованного выбора предварительных проектов технологической документации и наилучших вариантов единых и узловых технологий.

Использование гибридной вычислительной системы искусственного интеллекта на основе нейронных сетей Элмана с элементами нечеткой логики осуществляет многокритериальную оптимизацию директивных технологических процессов авиадвигателестроительного производства, что облегчает труд технолога при выборе технологических методов обеспечения конкурентоспособности новых изделий.

Для многокритериальной оптимизации перспективных технологических процессов вначале рекомендуется осуществлять классификацию и группирование изделий с помощью вероятностной нейронной сети (PNN). Это условие дает возможность производить многокритериальную оптимизацию перспективных технологических процессов на основе деталей-представителей групп (типов) с помощью искусственной нейронной сети Жордана, что резко сокращает трудоемкость работ в АСТПП по технологической подготовке производства новой конкурентоспособной продукции.

Предложенный в данном исследовании комбинаторно-нейросетевой метод оптимизации межцеховых технологических маршрутов позволяет интегрировать его с существующей системой «ЛЮЦМАН-Расцеховщик», что сокращает затраты на создание и выбор оптимальных межцеховых технологических маршрутов.

Селиванов Сергей Григорьевич. Профессор кафедры Уфимского государственного авиационного технологического университета (УГАТУ). Окончил Уфимский авиационный институт в 1970 году. Доктор технических наук. Автор 350 печатных работ. Область научных интересов: высокие и критические технологии, искусственный интеллект, автоматизированные системы научных исследований в машиностроении, автоматизированные системы технологической подготовки производства машиностроения. E-mail: s.g.selivanov@mail.ru

Литература

1. Selivanov S.G., Pojezalova S.N. Automated system of scientific researches high and critical technologies in engine-building manufacture. CSIT'2009 Proceedings of the 11th International Workshop on Computer Science and Information Technologies. Crete, Greece, October 5-8, 2009. Volume 2, p.62 – 66.
2. 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-ИРЕСС, 2006. 456 с.
3. Медведев В. С., Потемкин В.Г. Нейронные сети: Matlab 6 / Ред. В. Г. Потемкин. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 496 с.
4. Селиванов С. Г., Гузаиров М. Б., Кутин А. А. Инноватика. Учебник для вузов. 2-е изд. – М.: Машиностроение, 2008. -721 с.
5. Селиванов С. Г., Поезжалова С. Н. Узловые технологии для обеспечения технологической готовности к созданию авиационных двигателей нового поколения/ Свидетельство о государственной регистрации базы данных №2010620680. Зарегистрировано в Реестре баз данных 10 ноября 2010 г.
6. Селиванов С. Г., Поезжалова С. Н. Автоматизированная система научных исследований высоких и критических технологий авиадвигателестроения / Вестник УГАТУ, 2009, Т.13, №1 (34), с.112 – 121.
7. Шипачев В. С. Высшая математика: Учеб.для вузов. 4-е изд. / М.: Высш.шк., 1998.479 с.
8. Муромцев Д. И. Оболочка экспертных систем Exsys Corvid. –СПб.: СПб ГУ ИТМО, 2006. – 69с.
9. Jordan, M. I. Serial order: A parallel distributed processing approach. // Institute for Cognitive Science Report 8604. — University of California, San Diego: 1986.
10. Каллан Роберт. Основные концепции нейронных сетей: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2001.
11. Гареев А. Ф. Применение вероятностной нейронной сети для задачи классификации текстов / Наука и образование, 2004, №11 ноябрь.
12. Толпин Д. А. Вероятностные сети для описания знаний // Информационные процессы. Том 7, №1, -М.: ООО «Русинвест»: 2007 с.93-103
13. Селиванов С.Г., Поезжалова С.Н. Управление развитием высоких и критических технологий в авиадвигателестроении// Технология машиностроения. №6 (108), 2011.
14. Selivanov S.G., Pojezalova S.N. The intellectual system of development of directive technological processes in mechanical engineering. CSIT'2011// Proceedings of the 13th International Workshop on Computer Science and Information Technologies. Volume 1. 2011.

Поезжалова Светлана Николаевна. Ассистент кафедры УГАТУ. Окончила УГАТУ в 2009 году. Автор 40 печатных работ. Область научных интересов: высокие и критические технологии, искусственный интеллект, автоматизированные системы научных исследований в машиностроении. E-mail: poezjalova@mail.ru

Бородкина Оксана Александровна. Магистр УГАТУ. Окончила УГАТУ в 2012 году. Автор 7 печатных работ. Область научных интересов: методы оптимизации технологических процессов, автоматизированные системы технологической подготовки производства (АСТПП). E-mail: Oks9036@yandex.ru

Кузнецова Ксения Сергеевна. Магистр УГАТУ. Окончила УГАТУ в 2012 году. Автор 6 печатных работ. Область научных интересов: автоматизация, технология машиностроения, искусственный интеллект. E-mail: kasuscha@mail.ru

Габитова Галия Фанилевна. Магистр УГАТУ. Окончила УГАТУ в 2013 году. Автор 7 печатных работ. Область научных интересов: методы оптимизации межцеховых маршрутов, автоматизированные системы технологической подготовки производства (АСТПП). E-mail: galia-gabitova@mail.ru