

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

РЕКУРРЕНТНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ ПРОЕКТНЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ В АСТПП МАШИНОСТРОИТЕЛЬНОГО ПРОИЗВОДСТВА

Наиболее прогрессивным направлением работ по совершенствованию АСТПП в авиадвигателестроении является использование средств искусственного интеллекта. Применение методов искусственного интеллекта к такой производственной задаче, как оптимизация технологий изготовления изделий, позволяет значительно ускорить процесс принятия решений, что является важной предпосылкой к переходу предприятий авиадвигателестроения к выпуску конкурентоспособной продукции. *Оптимизация; перспективные технологические процессы; директивные технологические процессы; предварительные проекты технологической документации; экспертные системы; экспертно-логический метод; экспертная система; вероятностно-рекуррентный метод; рекуррентные нейронные сети*

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

- значимость научно-технического прогресса среди факторов, влияющих на рост реального национального дохода США, в середине XX века колебалась в среднем на уровне 28% (Кэмпбелл);

- 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%).

Цели и задачи. Целью данной публикации является разработка методов искусственного интеллекта, обеспечивающих многокритериальную оптимизацию технологий в инновационных проектах для постановки на производство конкурентоспособных изделий.

Научно-методический уровень. Разработка обеспечивает создание автоматизированной системы научных исследований высоких и критических технологий, а также совершенствование автоматизированных систем технологической подготовки производства на основе ис-

пользования средств искусственного интеллекта.

Практическая полезность. Отработка методов осуществлялась на примере самолетостроения и авиадвигателестроения, но результаты работы могут найти применение в других отраслях дискретного производства продукции (машиностроительных, швейных, мебельных и т. п. кластеров промышленных предприятий).

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:

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

- *производства* (стандартные, единичные, типовые, групповые и рабочие техпроцессы);

- *технологической подготовки 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).

Рассмотрим в связи со сказанным основные отличия разработки технологий, создаваемых в ходе инновационного и инвестиционного проектирования на различных этапах и стадиях технологической подготовки производства.

Перспективная технология – это технологический процесс, соответствующий современным достижениям науки и техники, методы и средства осуществления которого полностью или частично предстоит освоить на предприятии. Комплекты документации перспективных технологических процессов обеспечивают в первую очередь ресурсосбережение (трудо-, фондо-, материало- и энергосбережение) в сфере производства новой техники, которые реализуют в первую очередь для создания бережливого производства.

Директивная технология. Комплект директивной технологической документации – это совокупность комплектов документов на отдельные технологические процессы, необходимых и достаточных для проведения предварительных укрупненных инженерно-технических и организационно-экономических обоснований при принятии решения по постановке новых изделий на производство применительно к условиям конкретного предприятия. Директивные технологические процессы предназначены в первую очередь для технологического обеспечения создания конкурентоспособных изделий на этапах и стадиях НИОКР и опытно-технологических работ.

Проектная технология. Комплект проектной технологической документации предназначен для применения в инвестиционных проектах при проектировании нового производства и расширении действующего предприятия, в инвестиционных проектах реконструкции и технического перевооружения производства. Рабочие технологические процессы, т. е. технологические процессы, выполняемые по рабочей технологической и (или) конструкторской документации, в ходе реконструкции и (или) технического перевооружения должны пересматриваться и замещаться новыми, более прогрессивными технологиями. Все рассмотренные 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 моделиро-

вания и оптимизации на основе применения средств искусственного интеллекта (экспертных систем, методов нечеткой логики, искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов).

2. ЭКСПЕРТНО-ЛОГИЧЕСКИЙ МЕТОД ОПТИМИЗАЦИИ ПРЕДВАРИТЕЛЬНЫХ ПРОЕКТОВ 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 конкурентоспособных отечественных 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 следующих подсистем: 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*);
- языки инженерии знаний, т.е. языки высокого уровня, ориентированные на построение экспертных систем (например, *OPS-5*, *LOOPS*, Пролог, *KES*);



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

- 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, ЕМУСИН, ЭКО, ЭКСПЕРТ*).

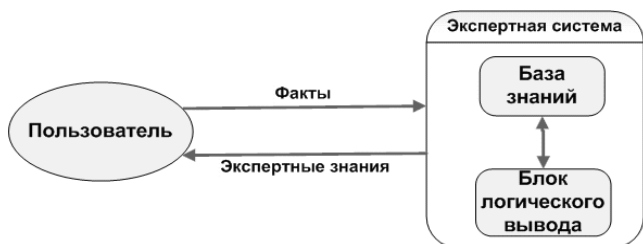


Рис. 2. Основные принципы функционирования экспертной системы

В системе научно-технологической подготовки производства авиационных двигателей применение экспертных систем 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* (рис. 3), так и в качестве специальной системы искусственного интеллекта для выполнения экспертизы на основе применения методов нечеткой логики,

рис. 4, 5. Для разработки предварительных комплектов технологической документации при формировании единой технологии авиационных двигателей новых поколений (рис. 4) предложен экспертно-логический метод оптимизации инновационных технологий в процедуре трансферта высоких технологий на основе системно-технического проектирования в рамках автоматизированной системы технологической подготовки производства авиационных двигателей (рис. 5). На рис. 5 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. 4) [5] с использованием экспертизы специалистов ведущего авиадвигателестроительного предприятия и системы нечеткой логики – инструментального средства систем искусственного интеллекта [1, 2].

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

- инновационный проект практического использования и коммерциализации высокой или критической технологии и (или)
- комплект документации директивного технологического процесса или
- комплект документации перспективного технологического процесса.

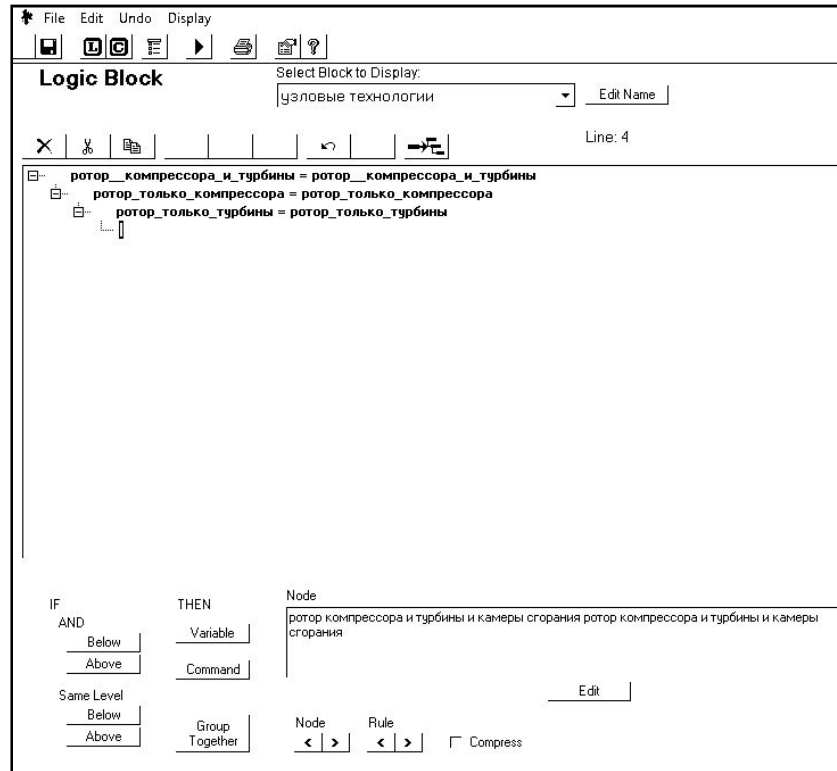


Рис. 3. Окно логических блоков в системе Corvid Exsys



Рис. 4. Окно электронной базы данных по узловым технологиям авиационных двигателей в системе MS Access

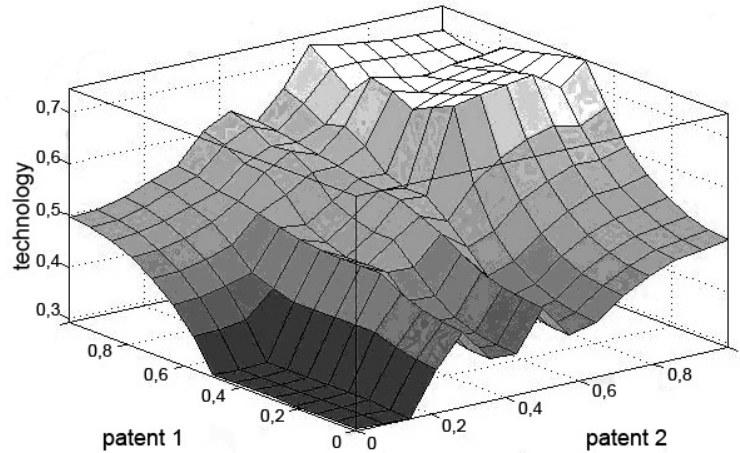


Рис. 5. Поверхность развития единых технологий ГТД по данным экспертизы патентной статистики блока логического вывода экспертной системы

3. МЕТОД МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ДИРЕКТИВНЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ 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 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. Обобщенная структура этой сети представлена на рис. 6. Каждый скрытый нейрон имеет свой аналог в контекстном слое, образующем совместно с внешними входами сети входной слой. Выходной слой состоит из нейронов однонаправленно связанных только с нейронами скрытого слоя.

Сеть Элмана – это один из видов рекуррентных сетей, которую получают из многослойного персептрона введением обратных связей. Эти обратные связи идут не от выхода сети (как, например, в искусственной нейронной сети Хопфилда), а от выходов внутренних нейронов (рис. 7). Это структурное свойство искусственной нейронной сети Элмана позволяет учесть предысторию наблюдаемых процессов (в данном случае развития технологических процессов в направлении формирования высокой технологии) и накопить информацию для выработки правильной стратегии управления развитием директивной технологии. В связи со сказанным искусственные нейронные сети Элмана можно применять в системах оптимизации объектов, так как их главной особенностью является запоминание последовательностей преобразований объектов [2, 3], в данном случае формирования структуры операций директивного технологического процесса.

Для использования сети Элмана в задачах многокритериальной оптимизации необходимо вначале произвести 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.

Рассмотрим более подробно процедуру использования нейронной сети Элмана для многокритериальной оптимизации директивных технологических процессов в авиадвигателестрое-

нии. На рис. 7 представлена обобщенная структура искусственной нейронной сети Элмана. На данном рисунке названные выше входные значения (рис. 6) подаются в скрытый слой, где находятся контекстные нейроны с обратными связями, далее преобразованные значения параметров после прохождения по скрытому слою подаются на выходной слой. Контекстные нейроны – это нейроны, содержащие копию значений активации скрытых нейронов для предыдущего временного отсчета [2, 3].

Процесс обучения созданной нейронной сети Элмана графически продемонстрирован на рис. 8, где показана зависимость времени (количество периодов обучения) и ошибки (средняя квадратичная ошибка) расчета.

Для обучения нейросети (рис. 7) 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. 9, 10). На рис. 10 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.

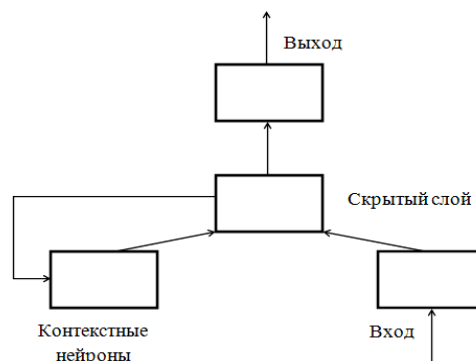


Рис. 6. Схема нейронной сети Элмана

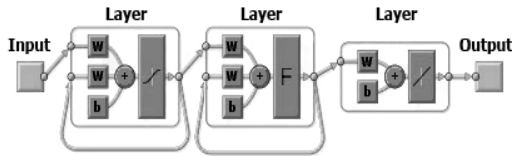


Рис. 7. Структура трехслойной нейронной сети Элмана для задачи оптимизации директивных технологических процессов

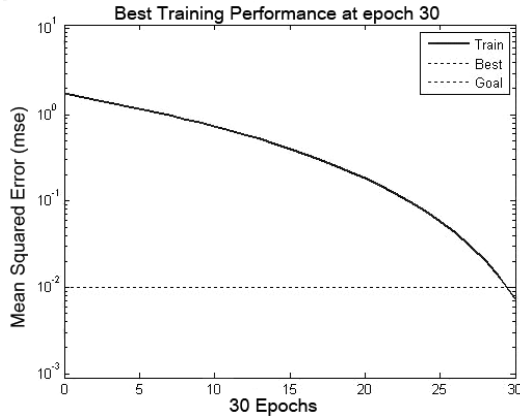


Рис. 8. График обучения нейронной сети Элмана

	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. 9. Структура таблицы ввода данных

Обработка рассмотренного пакета прикладных программ для многокритериальной оптимизации директивных технологических процессов осуществлена на примере узловой технологии изготовления деталей диффузоров камер сгорания авиационных двигателей (рис. 11).

Позицией 3 на рис. 11 обозначена деталь камеры сгорания «Стойка», директивный технологический процесс которой оптимизируется в данном случае. Ее пространственный вид (3D) приведен на рис. 12. Граф-дерево вариантов директивных технологических процессов деталей «Стойка» для структурной оптимизации с помощью гибридной искусственной нейронной сети (рис.10) приведен на рис. 13. Информация сетевого графа является массивом входных данных для использования нового программного продукта.

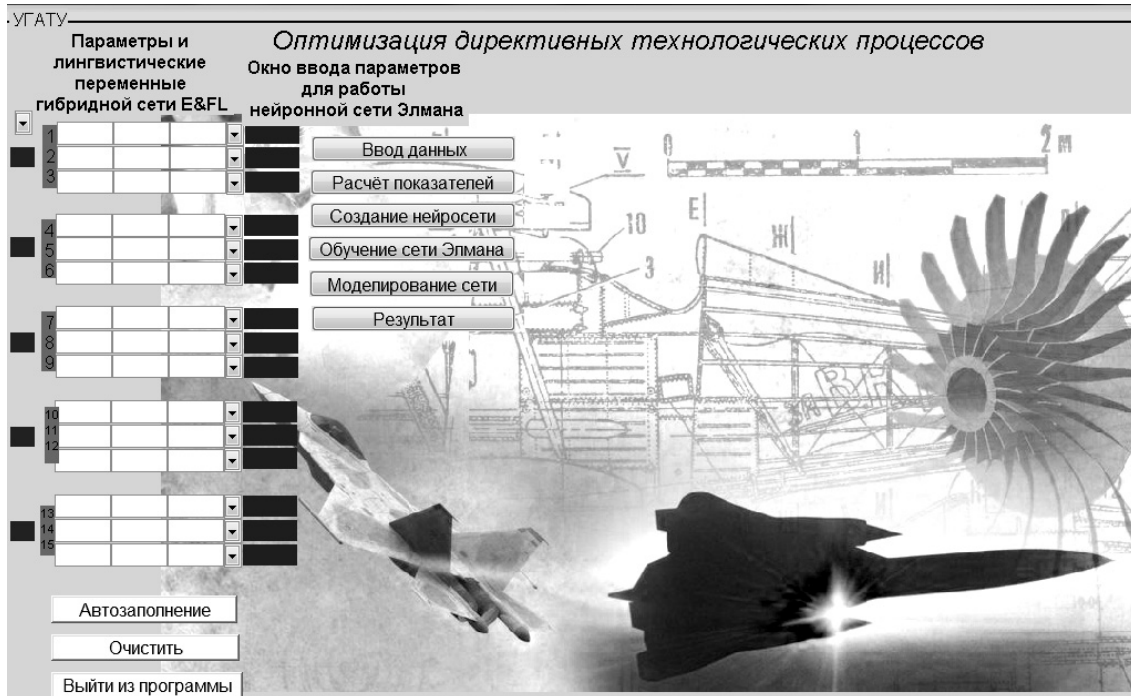


Рис. 10. Интерфейс программного продукта по оптимизации директивных технологических процессов

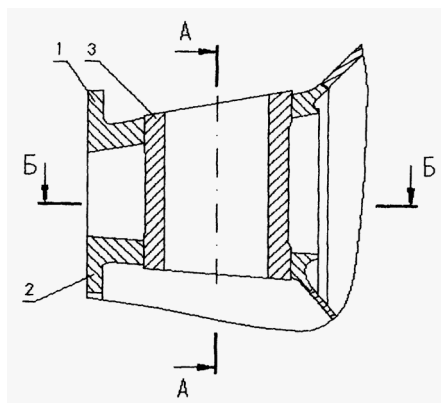


Рис. 11. Фрагмент диффузора камеры сгорания авиационного двигателя (1, 2 – торцевые полки; 3 – стойка)



Рис. 12. Общий вид 3D модели детали камеры сгорания «Стойка»

4. ВЕРОЯТНО-РЕКУРРЕНТНЫЙ МЕТОД ОПТИМИЗАЦИИ ПЕРСПЕКТИВНЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ НА ОСНОВЕ СЕТЕЙ ЖОРДАНА

Перспективные технологические процессы в отличие от директивных технологических процессов, как выше было отмечено, 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 [4]. В данном случае для оптимизации перспективных технологических процессов, также как и в рассмотренном выше случае для проектирования директивных технологических процессов, может быть использована система Matlab, в частности пакет Neural Network.

Перед тем как осуществлять многокритериальную оптимизацию перспективного технологического процесса в условиях действующего серийного производства, необходимо осуществить классификацию и группирование изделий либо в соответствии с существующим классификатором ЕСКД (Единой системой конструкторской документации), либо с помощью отраслевых (заводских) классификаторов изделий.

Выполнение таких работ показывает, что для сложных изделий, например, таких как авиационный двигатель, 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. Эту проблему можно решить с помощью вероятностной нейронной сети (PNN) [2, 3], которая позволяет решить задачу классификации и группирования в условиях неопределенностей.

Архитектура такой сети (рис. 14) базируется на архитектуре радиально-базисной сети, но в качестве второго слоя используется так называемый «конкурирующий» слой [10, 11], который подсчитывает вероятность принадлежности входного вектора к тому или иному классу (группе, типу), и в конечном итоге, сопоставляет вектор с тем классом (группой, типом), вероятность принадлежности к которому выше. Важное преимущество этих сетей в том, что выходное значение имеет вероятностный смысл (поэтому его легче интерпретировать), и в том, что сеть PNN быстро обучается.

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 оптимизации применяется рекуррентная нейронная сеть Джордана (Жордана), модель которой представлена на рис. 15. Сеть Жордана (Жордана) – 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. 16 и рис. 7. 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).

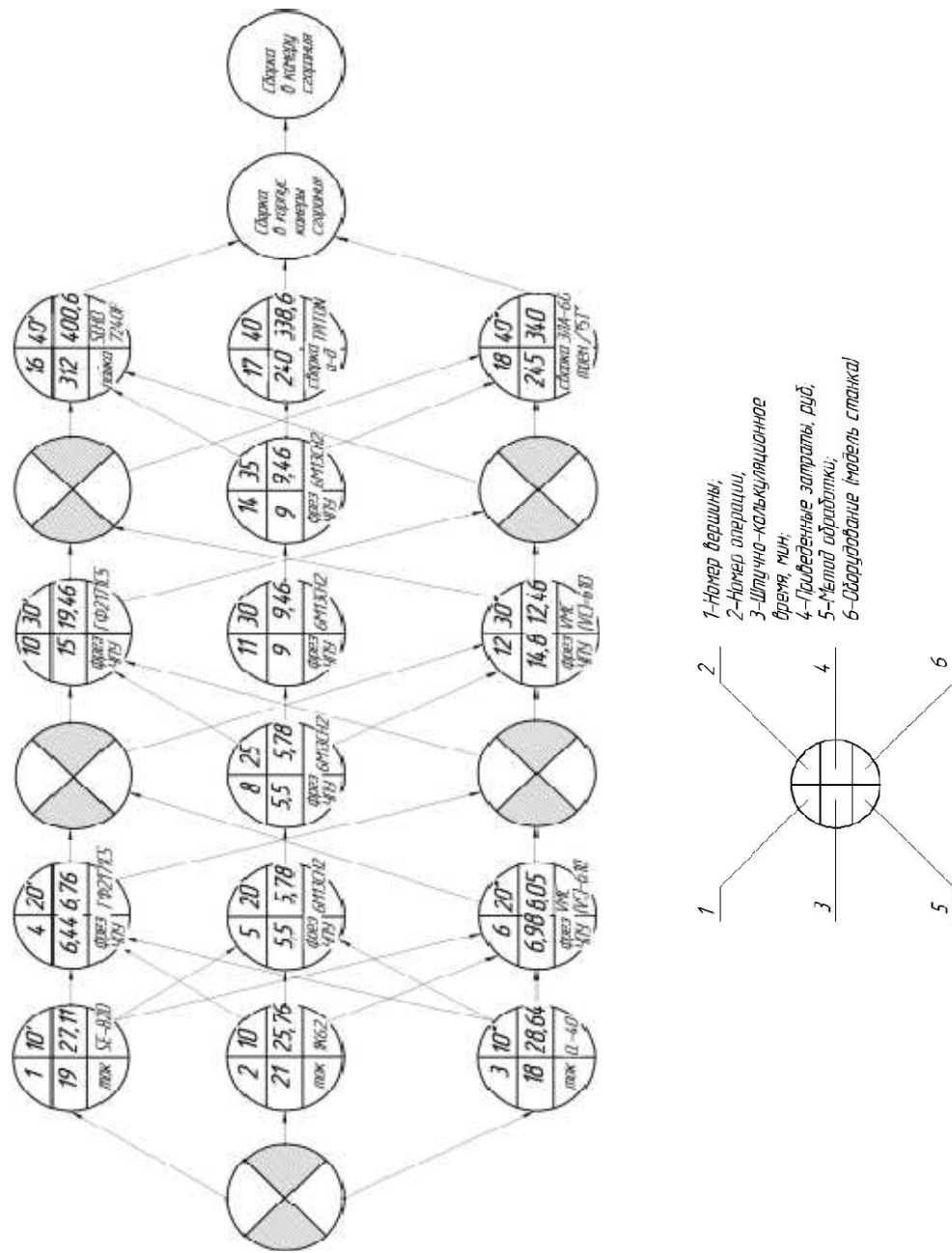


Рис. 13. Многовариантный граф вариантов директивных технологических процессов деталей «Стойка»

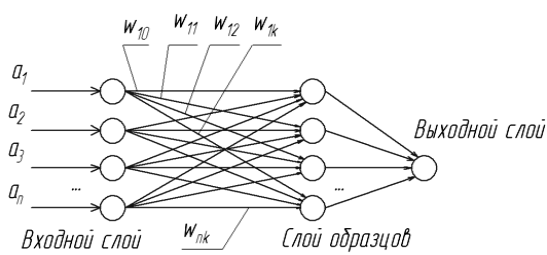


Рис. 14. Архитектура PNN – нейронной сети
($a_1 - a_n$ – входные векторы;
 W – веса нейронной сети)

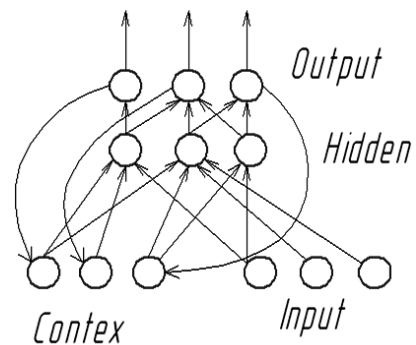


Рис. 15. Структура нейронной сети Жордана (Джордана)

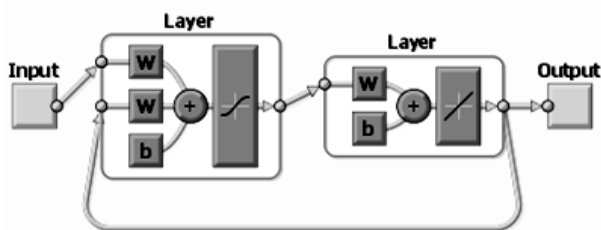


Рис. 16. Схема сети Жордана (Джордана) для решения задачи многокритериальной оптимизации перспективных технологических процессов

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 техпроцесса.

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

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 (на основе генетических алгоритмов и экспертных систем).

Экспертные системы позволяют по определенным запросам и заданным логическим правилам определять наиболее подходящие и эффективные технологии, например, для оптими-

зации единых конкурентоспособных отечественных 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 обеспечивает многокритериальную оптимизацию директивных технологических процессов авиадвигателестроительного производства, что облегчает труд технолога при обеспечении конкурентоспособности новых изделий.

Перед тем как осуществлять многокритериальную оптимизацию перспективного технологического процесса в условиях действующего серийного производства, рекомендуется осуществлять классификацию и группирование изделий с помощью вероятностной нейронной сети (PNN). Это условие позволяет осуществлять многокритериальную оптимизацию с помощью искусственной нейронной сети Жордана перспективных технологических процессов не для каждой отдельной детали группы или типа, а только для деталей-представителей группы или типа, что резко сокращает трудоемкость работ в АСТПП по технологической подготовке производства новой конкурентоспособной продукции.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Selivanov S. G., Poeszalova S. N. Automated system of scientific researches high and critical technologies in engine-building manufacture // Proceedings of the 11th Intern. Workshop on Computer Science and Information Technologies. Crete, Greece, October 5–8, 2009. Vol. 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-ПРЕСС, 2006. 456 с.
3. Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети: Matlab 6. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 496 с.
4. Селиванов С. Г., Гузаиров М. Б., Кутин А. А. Инноватика. Учеб. для вузов. М.: Машиностроение, 2008. 721 с.
5. Селиванов С. Г., Поезжалова С. Н. Узловые технологии для обеспечения технологической готовности к созданию авиационных двигателей нового поколения: Св-во о гос. регистрации базы дан-

ных № 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. М.: Высшая школа, 1998. 479 с.

8. **Муромцев Д. И.** Оболочка экспертных систем Exsys Corvid. СПб.: СПб ГУ ИТМО, 2006. 69 с.

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 Р.** Основные концепции нейронных сетей. М.: Вильямс, 2001.

11. **Гареев А. Ф.** Применение вероятностной нейронной сети для задачи классификации текстов / Наука и образование, 2004, №11 ноябрь.

ОБ АВТОРАХ

Поезжалова Светлана Николаевна, асп. каф. технол. машиностр. Дипл. магистр техники и технологии (УГАТУ). Иссл. в обл. единых, высоких и критических технологий машиностроения.

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

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

Кузнецова Ксения Сергеевна, магистрант. Иссл. в обл. оптимизации технологий машиностроения.