

УДК 658.5:004.8

ВЕРОЯТНОСТНО-РЕКУРРЕНТНЫЙ МЕТОД ОПТИМИЗАЦИИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ В АВИАДВИГАТЕЛЕСТРОЕНИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ «МЯГКИХ» ВЫЧИСЛЕНИЙ

С. Г. Селиванов¹, О. А. Гаврилова²

¹s.g.selivanov@mail.ru, ²Oks9036@yandex.ru

ФГБОУ ВПО «Уфимский государственный авиационный технический университет» (УГАТУ)

Поступила в редакцию 07.11.2013

Аннотация. Применение методов искусственного интеллекта в технологических задачах позволяет группировать детали (выполнять кластерный анализ номенклатуры изделий), 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 оптимальные решения при разработке комплектов проектной технологической документации, необходимой для реконструкции и технического перевооружения цехов.

Ключевые слова: вероятностно-рекуррентный метод; многокритериальная оптимизация; нейросетевые методы; вероятностные распределения; перспективные технологические процессы; «мягкие» вычисления.

ВВЕДЕНИЕ

Перед предприятиями, которые осуществляют модернизацию, реструктуризацию, реконструкцию и техническое перевооружение, постановку на производство новой техники и изделий, поставлены новые задачи, которые возможно решить только с помощью применения современных методов математического моделирования и оптимизации проектных решений, например, на основе широкого использования средств и методов искусственного интеллекта.

Одной из таких проблем в авиадвигателестроении на сегодняшний день является необходимость принятия неформальных решений, т. е. выбора определенной альтернативы из множества возможных вариантов на основе математического моделирования и оптимизации проектных решений, в том числе и в инновационных проектах.

Аналитический обзор методов моделирования инновационных технологий позволил установить, что для развития промышленности, для обеспечения качественного роста в экономике и повышения конкурентоспособности предприятий отечественного машиностроения требуется масштабное внедрение инноваций. Решение

данной задачи является приоритетной и для авиадвигателестроительных предприятий. Эффективность системотехнической инновационной подготовки производства на машиностроительных предприятиях и проведение в ее рамках оптимизации имеющихся технологических процессов определяется не только существующими системотехническими методами технологической подготовки производства новой техники в рамках АСТПП, но и разработкой специальных методов научно-технологической (внезаводской) подготовки производства для внедрения продуктовых и технологических инноваций, а также реализаций таких работ совместно с инжиниринговыми компаниями.

1. МЕТОДЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, ПРИМЕНЯЕМЫЕ ДЛЯ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Аналитический обзор методов искусственного интеллекта для математического моделирования и оптимизации решения основных задач АСТПП при организации производства новой техники в авиадвигателестроении позволяет рассматривать возможности применения раз-

личных методов для оптимизации проектных технологических решений, которые могут служить основой разработки проектов реконструкции и технического перевооружения производственных корпусов, цехов и производственных участков предприятия [1]. Задача оптимизации объекта (процесса) предусматривает наличие трех компонентов: математической модели объекта, функции цели (критерия оптимальности) и метода решения. Математическая модель описывает функциональные связи параметров объекта с критерием оптимальности и системой ограничений.

В инновационном проектировании используются различные методы оптимизации проектных решений, основанные на применении средств искусственного интеллекта, такие как нейронечеткий метод выбора проектных технологических процессов, методы, основанные на применении нейронных сетей Розенблатта, Хопфилда, рекуррентных нейронных сетей, многослойных персептронов, генетических алгоритмов, нейронечетких систем, логико-генетических методов [7], экспертных систем и т. д.

Для осуществления многокритериальной оптимизации конкретных технологических процессов в машиностроении можно использовать нейросетевые методы, применяя различные модели нейронных сетей, например, рекуррентные сети Элмана или Джордана [4], модели которых представлены на рис. 1 и 2. Отличительной особенностью таких сетей является то, что их структура позволяет запоминать последовательности выполняемых действий над объектами [5], накопить информацию для выбора необходимого варианта решения поставленных задач методами многокритериальной оптимизации технологических процессов для определения проектных (перспективных) материалов, - трудо-, - фондо-, - энергосберегающих технологических процессов.

2. ПРИМЕНЕНИЕ РЕКУРРЕНТНЫХ И ВЕРОЯТНОСТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ИННОВАЦИОННОГО ПРОЕКТИРОВАНИЯ

Технологические процессы при разработке проектов технического перевооружения должны проходить процедуру оптимизации. В настоящее время в условиях применения автоматизированных систем технологической подготовки производства (АСТПП) рекомендуется применять для решения оптимизационных задач рекуррентные нейронные сети.

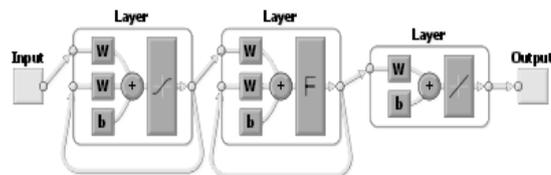


Рис. 1. Структура 3-слойной нейронной сети Элмана для задачи оптимизации технологических процессов

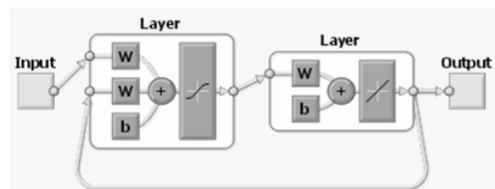


Рис. 2. Структура сети Джордана для задачи многокритериальной оптимизации технологических процессов

Перед тем как осуществлять многокритериальную оптимизацию проектного или 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. Выполненные работы по кластерному анализу деталей является важным пунктом, так как они позволяют сформировать ведомости производственной программы, что необходимо в инновационном проекте для оценки и анализа технологических процессов, а также для обоснования мероприятий по реконструкции и техническому перевооружению производства [2].

В ходе анализа существующего производства было установлено, что для решения таких задач классификации и группирования деталей можно применять два основных метода кластерного анализа: статистический иерархический кластерный анализ (с помощью статистических пакетов, например, с помощью программного пакета *SPSS*) и нейросетевой кластерный анализ (с помощью вероятностных нейронных сетей, например, с помощью сети *PNN*). Архитектура вероятностной сети *PNN* представлена на рис. 3.

Таким образом, зная класс, группу и тип детали, принадлежность ее к определенному таксону (кластеру), можно разработать ведомости производственной программы, и на этой основе спроектировать перспективный технологический процесс, проводить его оптимизацию, и

далее осуществлять мероприятия по техническому перевооружению производства. Вместе с тем при использовании нейросетевых методов оптимизации важно учитывать, что основными критериями оптимизации являются вероятностные величины, поэтому помимо нахождения Парето-оптимальных решений необходимо также производить оценку вариантов из области квази-оптимальных решений, приближенных к наиболее рациональным в заданных условиях. Такая оценка нужна для того, чтобы учесть трудноформализуемые критерии оптимизации, такие например, как трансферт технологий, квалификацию рабочего, пожаробезопасность, риски проектов.

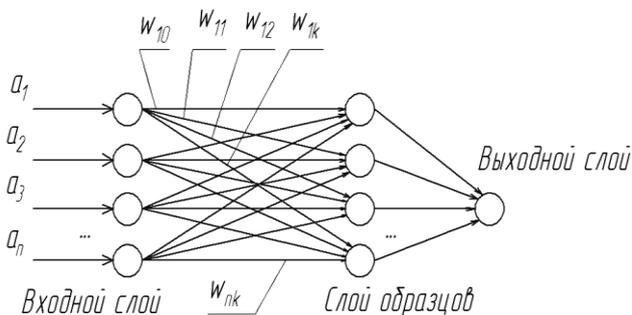


Рис. 3. Структура вероятностной нейронной сети PNN

В каждом локальном случае при оптимизации технологического процесса в рамках цеха или производственного участка можно определить конкретные экстремумы (максимумы или минимумы) заданной целевой функции или отдельных параметров технологического процесса [3, 4].

В этом случае методы искусственного интеллекта, использующие только алгоритмы отбора наилучших решений по детерминированным (жестко заданным) критериям не позволяют осуществлять оценку проектных технологических процессов по трудноформализуемым критериям. В этом случае желательно использование либо методов «мягких» вычислений («мягкие вычисления» — термин, введенный Лотфи Заде в 1994 г. [9], обозначающий совокупность неточных, приближенных методов решения задач, зачастую не имеющих решения за полиномиальное время), либо использовать вероятностные методы расчетов. Такой подход реализует новый вероятностно-рекуррентный метод многокритериальной оптимизации технологических процессов, который основан на применении методов искусственного интеллекта и «мягких» вычислениях.

3. ВЕРОЯТНОСТНО-РЕКУРРЕНТНЫЙ МЕТОД И ИСПОЛЬЗОВАНИЕ «МЯГКИХ» ВЫЧИСЛЕНИЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ОПТИМИЗАЦИИ

Традиционные (жесткие) вычислительные методы не всегда обеспечивают достаточные возможности для разработки и реализации интеллектуальных программных систем. «Мягкие» вычисления образуют особый раздел методов искусственного интеллекта, дают возможность получать решения с выбранной точностью и допускают неопределенность в обрабатываемых данных. Методы «мягких» вычислений позволяют создавать практические средства построения интеллектуальных систем, что является важным в условиях современного производства. Такие вычисления могут производиться с помощью нейронных сетей, а также генетических алгоритмов и методов нечеткой логики, использоваться в комбинации с другими методами. В настоящее время к понятию «мягкие» вычисления относят методы:

- нечеткой логики и теории множеств;
- нечетких экспертных систем;
- приближенных вычислений;
- теории хаоса;
- фрактального анализа;
- нелинейных динамических систем;
- гибридных систем (нейронечеткие или нейрологические, генетико-нейронные, нечетко-генетические или логико-генетические системы);
- управления данными с помощью нейронных сетей.

Решение задачи многокритериальной оптимизации проектных (перспективных) технологических процессов с помощью вероятностно-рекуррентного метода заключается в том, чтобы выполнить оценку плотности вероятности критерия по имеющимся данным [6]. В этом случае плотность имеет некоторый вид (например, гауссовское или другое распределение). Такой метод дает достаточно хорошее приближение к истинной плотности вероятности параметра, влияющего на технологический процесс. Для оценки технологического процесса по каждому из выбранных критериев оптимизации в рамках вероятностно-рекуррентного метода оптимизации был проведен анализ технико-экономических показателей технологического процесса на примере изготовления деталей типа «шестерен», в результате которого были получены следующие зависимости (рис. 4–7).

По данным зависимостям можно определить наиболее рациональное решение из множества Парето-оптимальных в соответствии с выбран-

ными параметрами в условиях действующего производства.

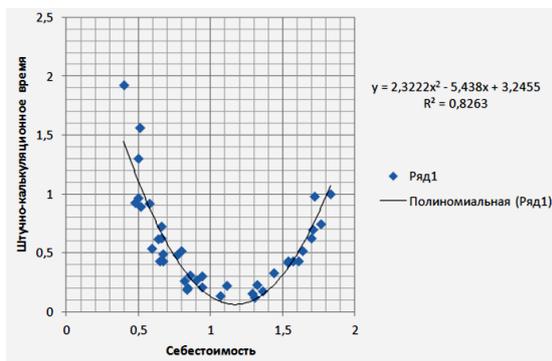


Рис. 4. Зависимость «штучно-калькуляционное время – себестоимость» технологического процесса

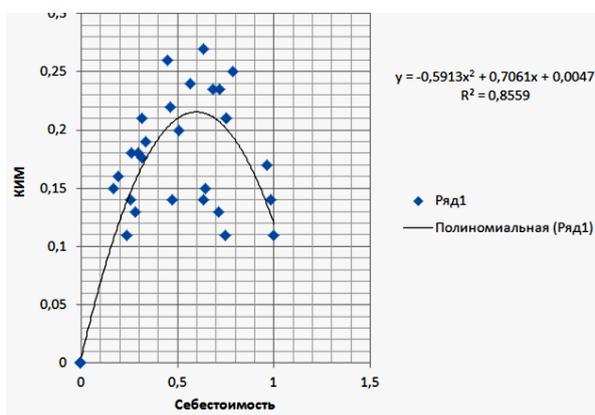


Рис. 5. Зависимость «КИМ–себестоимость» технологического процесса

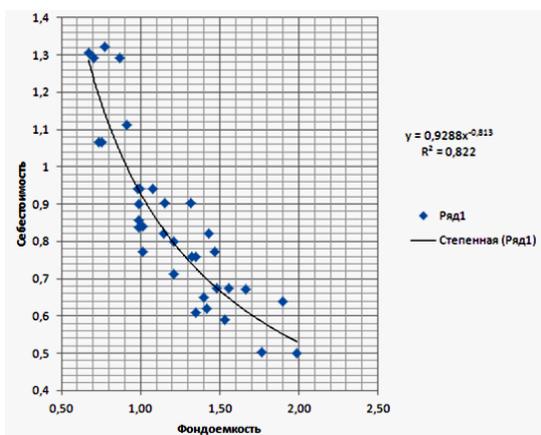


Рис. 6. Зависимость «себестоимость–фондоемкость» технологического процесса

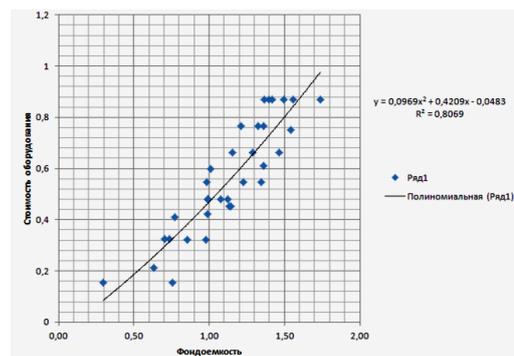


Рис. 7. Зависимость «стоимость оборудования–фондоемкость» технологического процесса

Важной особенностью вероятностно-рекуррентного метода является то, что он используется наряду с «мягкими» вычислениями, которые дают не одно оптимальное решение, а множество квази-оптимальных решений, которые приближены к глобальному оптимуму. Для иллюстрации сказанного и определения вероятности нахождения оптимального решения с помощью вероятностно-рекуррентного метода была проведена серия производственных экспериментов.

Для отработки метода и обеспечения простоты его реализации был проведен ряд экспериментов с измерением времени выполнения технологических операций (как одного из главных критериев оптимизации) при изготовлении детали типа «шестерня». Время измерялось на токарных операциях, производимых на универсальном технологическом оборудовании, на токарных операциях, выполняемых на станках с ЧПУ, а также на фрезерных станках.

В результате этого эксперимента было проанализировано около сотни возможных вариантов выполнения конкретных операций технологического процесса и получено множество вариантов решений с соответствующими значениями критерия времени в уравнении целевой функции. Вероятностные распределения значений данного критерия подчиняются закону Пирсона (рис. 8).

Исследования показали, что на отдельных операциях технологического процесса законы распределения близки к нормальному – это относится в первую очередь к операциям технологических процессов массового типа производства. В более общем случае, когда учитываются факторы, влияющие на условия работы, или, например, для участка цеха они отличаются от нормального и описываются более общими распределениями, например, Пирсона [8].

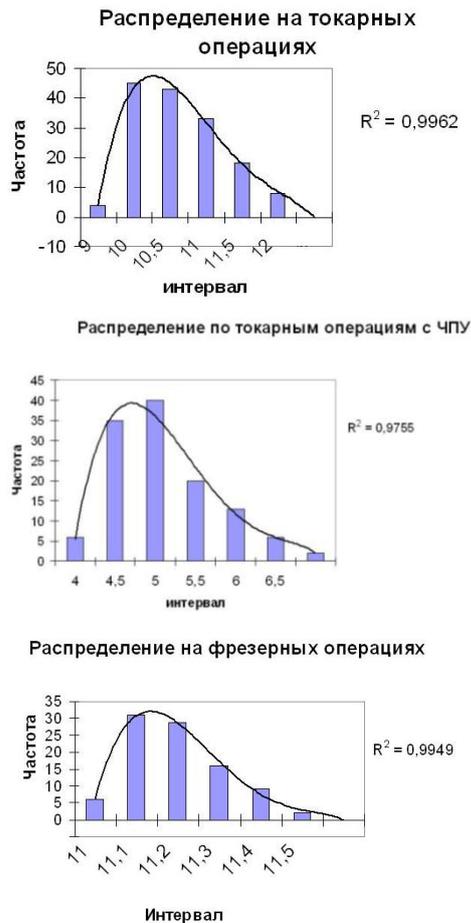


Рис. 8. Вероятностные распределения Пирсона по времени обработки детали типа «шестерня» на технологических операциях, описываемые в общем виде уравнением $y = y_0(x-a)^{m_1} \cdot x^{-m_2}$, где $m_2 > m_1 + 1$, причем $0 < m_1 < 1$, для области определения $(a; +\infty)$

Таким образом, в ходе эксперимента было установлено, что теория малых выборок может быть использована для распределений близких к нормальному, а также при наличии эксцессов и асимметрий в распределениях. Из этого следует, что для отдельных операций и оценки технологического процесса может быть применена теория малых выборок с использованием критерия Стьюдента [8]. Этот вывод является существенным, в особенности при исследовании технологических процессов в условиях серийного производства, когда объем выборки для анализа характеристик процесса не может быть очень большим.

Подобная оценка технологического процесса производится и по остальным критериям: себестоимости, КИМ, фондоемкости и другим. При использовании вероятностно-рекуррентного метода можно также учесть и более частные параметры, касающиеся, например, конст-

рукторско-технологических характеристик деталей. Такие распределения Пирсона по характеристикам деталей представлены на рис. 9–11.

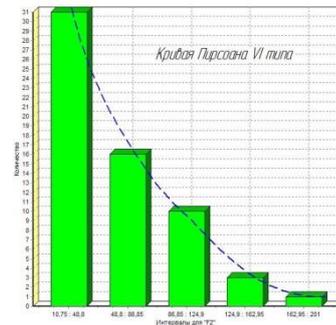


Рис. 9. Распределение шестерен ВГТД по диаметральным размерам – кривая Пирсона VI типа, описываемая уравнением $y = y_0(x-a)^{m_1} \cdot x^{-m_2}$, где $m_2 > m_1 + 1$, причем $1 < m_1 < 0$, область определения кривой $(a; +\infty)$

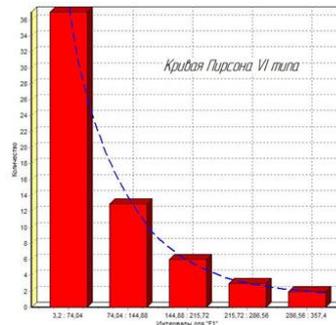


Рис. 10. Распределение шестерен ВГТД по длинным размерам – кривая Пирсона VI типа, описываемая уравнением $y = y_0(x-a)^{m_1} \cdot x^{-m_2}$, где $m_2 > m_1 + 1$, причем $1 < m_1 < 0$, область определения кривой $(a; +\infty)$

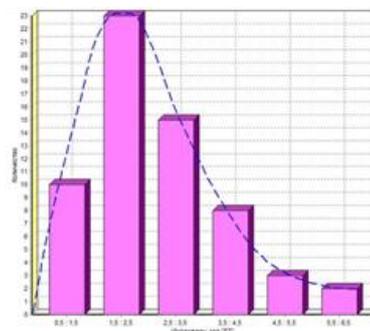


Рис. 11. Распределение шестерен ВГТД по модулям зубчатых венцов – кривая Пирсона VI типа, описываемая уравнением $y = y_0(x-a)^{m_1} \cdot x^{-m_2}$, где $m_2 > m_1 + 1$, причем $0 < m_1 < 1$, область определения кривой $(a; +\infty)$.

На основании результатов оптимизации с помощью вероятностно-рекуррентного метода можно обосновать комплекты технологической

документации перспективных, директивных, проектных технологических процессов, можно разработать комплексные мероприятия по реализации проектов технического перевооружения производства, а также повысить его эффективность, спроектировать участки цехов с наиболее оптимальной загрузкой оборудования, разрабатывать календарные план-графики инновационных проектов, составлять бизнес-планы проектов с учетом реальных условий производства, вследствие чего можно повысить их экономическую эффективность.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанный вероятностно-рекуррентный метод для многокритериальной оптимизации технологических процессов, основанный на применении методов искусственного интеллекта, в частности рекуррентных нейронных сетей, а также «мягких» вычислений позволяет осуществить многокритериальную оптимизацию проектных (перспективных) технологических процессов, произвести их комплексную оценку с точки зрения вероятности выбора наиболее рациональных решений в заданных условиях. Применение этого метода дает возможность получения не единственного решения, а множества квази-оптимальных решений, что позволяет применять его в реальных производственных условиях с учетом трудноформализуемых критериев, которые также используют для принятия решений при выборе проектных технологических процессов в инновационном проектировании.

Применение вероятностно-рекуррентного метода позволяет группировать детали и определять обоснованные ведомости производственной программы. Сказанное не только сокращает трудоемкость работ в АСТПП по технологической подготовке производства новой конкурентоспособной продукции, но также позволяет находить требуемые решения при разработке комплектов проектной технологической документации, необходимых 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. [S. G. Selivanov, M. B. Guzairov, and A. A. Cutin, *Innovation. Text-book for high schools*. 2nd ed. Moscow: Mashinostroenie, 2008.]
2. Селиванов С. Г., Иванова М. В. Теоретические основы реконструкции машиностроительного производства. Уфа: Гилем, 2001. 310 с. [S. G. Selivanov and M. V. Ivanova,

Theoretical base of reconstruction of machinebuilding manufacturing. Ufa: Gilem, 2001.]

3. Селиванов С. Г., Никитин В. В., Поезжалова С. Н., Селиванова М. В. Использование методов искусственного интеллекта в технологической подготовке машиностроительного производства // Вестник УГАТУ. 2010. Т. 14, № 1 (36). С. 87–97. [S. G. Selivanov, V. V. Nikitin, S. N. Poezjalova, and M. V. Selivanova, "Application of methods of artificial intelligence in technological preparation production in machine building," *Vestnik UGATU*, vol. 14, no. 1 (36), pp. 87-97, 2010.]
4. Поезжалова С. Н., Селиванов С. Г., Бородкина О. А., Кузнецова К. С. Рекуррентные нейронные сети и методы оптимизации проектных технологических процессов в АСТПП машиностроительного производства // Вестник УГАТУ. Т. 15, № 5 (45). 2011. 245 с. [S. N. Poezjalova, S. G. Selivanov, O. A. Borodkina, and K. S. Kuznetsova, "Recurrent neural networks and methods of optimization of project technological processes in automated system of technological preparation production," *Vestnik UGATU*, vol. 15, no. 5 (45), 2011.]
5. Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети: Matlab 6. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 496 с. [V. S. Medvedev and V. G. Potemkin, *Neural networks: Matlab 6*. Moscow: Dialog-MIFI, 2002.]
6. Толпин Д. А. Вероятностные сети для описания знаний // Информационные процессы. 2007. Т. 7, № 1. С. 93–103. [D. A. Tolpin, "Probabilistic networks for describe of knowledge," *Information processes*, vol. 7, no. 1, 2007, pp. 93-103.]
7. Никитин В. В., Селиванов С. Г., Теплов В. С., Тормышев А. А. Логико-генетический метод оптимизации АСТПП авиадвигателестроения в условиях управления проектами «бережливого» производства // Вестник УГАТУ. 2012. Т. 16, № 3 (48). С.63–69. [V. V. Nikitin, S. G. Selivanov, V. S. Teplov, and A. A. Tormyishev, "Logico-genetical method for optimization of automated system of technological preparation production in aircraft engine in conditions of project management "lean" production," *Vestnik UGATU*, vol. 16, no. 3 (48), 2012, pp. 63-69.]
8. Анферов М. А., Селиванов С. Г. Структурная оптимизация технологических процессов в авиадвигателестроении. Уфа: Биллем, 1996. 185 с. [M. A. Anferov and S. G. Selivanov, *Structural optimization of technological processes in aircraft engine*. Ufa: Bilem, 1996.]
9. Zadeh L. A. Fuzzy Logic, Neural Networks, and Soft Computing // Communications of the ACM. March 1994. Vol. 37, no. 3. P. 77–84. [Lotfi A. Zadeh, "Fuzzy logic, neural networks, and soft computing," *Communications of the ACM*, vol. 37, no. 3, pp. 77-84, March 1994.]

ОБ АВТОРАХ

СЕЛИВАНОВ Сергей Григорьевич, проф. каф. технологии машиностроения. Дипл. инж. по автоматизации и компл. механизации машиностроения (УАИ, 1970). Д-р техн. наук по технол. машиностроения (Мосстанкин, 1991). Иссл. в обл. технол. подготовки и организации пр-ва.

ГАВРИЛОВА (Бородкина) Оксана Александровна, асп. каф. технологии машиностроения. М-р техн. и технол. в обл. технол., оборуд. и автоматиз. машиностроительного производства (УГАТУ, 2012).

METADATA

Title: Probability-recursive methods of optimization of technological processes in aircraft engine using the 'soft' computing.

Authors: S. G. Selivanov and O. A. Gavrilova.

Affiliation: Ufa State Aviation Technical University (UGATU), Russia.

Email: oks9036@yandex.ru

Language: Russian.

Source: Vestnik UGATU (scientific journal of Ufa State Aviation Technical University), vol. 18, no. 1 (62), pp. 53-59, 2014.

Abstract: The use of artificial intelligence methods in technological problems you can group items (to perform cluster analysis of the product range), to carry out multi-criteria optimization of the perspective resource-saving processes. Using these methods reduces of work for the technological preparation manufacturing, also allow you to find optimal solutions in the development of sets of project design documentation. It is necessary for the reconstruction and technical re-equipment of shops and sites aircraft enterprises.

Key words: probability-recursive methods; multi-objective optimization; neural network techniques; probability distributions; advanced manufacturing processes; "soft" calculation.

About authors:

SELIVANOV, Sergey Grigorievich, Dr. of Technical Sciences, Professor, the honored worker of science of BR, the author more than 350 publications, including textbooks for higher education institutions (2), monographs (7). Manuals (6), State standards (5), techniques of all-machinebuilding application (12), foreign editions (12).

GAVRILOVA (Borodkina), Oksana A., Post grad. (PhD) of mechanical engineering, Dipl. Master Engineer areas of design and technological preparation of engineering production, re-search in the application of artificial intelligence in the Automated system of technological preparation of production.