

РЕЗУЛЬТАТЫ МНОГОФАКТОРНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ИССЛЕДУЕМЫХ ЭНЕРГОСБЕРЕГАЮЩИХ СИСТЕМ, ПРИМЕНЯЕМЫХ В ЛЕСОВОЗНОМ АВТОМОБИЛЬНОМ ТРАНСПОРТЕ

доктор технических наук, профессор **В.И. Посметьев**

кандидат технических наук, доцент **В.О. Никонов**

кандидат физико-математических наук, доцент **В.В. Посметьев**

ФГБОУ ВО «Воронежский государственный лесотехнический университет имени Г.Ф. Морозова»,
г. Воронеж, Российская Федерация

Обосновано перспективное направление, повышающее эффективность функционирования лесовозного автомобильного транспорта при вывозке лесоматериалов, основанное на разработке и использовании в его конструкции различных рекуперативных механизмов. Выполнен анализ зарубежной литературы и описаны имеющиеся у авторов разработки и полученные результаты исследований в данной области. Проведена на основе математического моделирования параметрическая оптимизация восьми типов исследуемых рекуперативных энергосберегающих систем. Представлена схема вариантов оптимизации конструктивных параметров энергосберегающих систем, включающая в себя однофакторную, двухфакторную и многофакторную оптимизацию. Приведены алгоритмы многофакторной оптимизации конструктивных параметров и равномерного распределения заданного количества точек компьютерного эксперимента в многофакторном пространстве. Разработан математический аппарат равномерного распределения точек в многофакторном пространстве. Обоснован выбор нейросетевой аппроксимации для решения задачи многофакторной оптимизации. Представлена схема топологии искусственной нейронной сети. Разработан алгоритм исследования факторного пространства с помощью аппроксимирующей радиальной нейронной сети. Предложен метод многофакторной оптимизации, позволяющий обеспечить минимум компьютерных экспериментов, равномерно покрывающих многофакторное пространство при одновременно высокой детализации представления поверхностей отклика, и обеспечить поиск оптимальных областей факторного пространства. Выполнена оптимизация параметров восьми исследуемых рекуперативных энергосберегающих систем для лесовозного автомобильного транспорта.

Ключевые слова: лесовозный автомобильный транспорт, многофакторная оптимизация, энергосберегающие системы, рекуперация энергии, энергия рабочей жидкости, энергия сжатого газа, конструктивные параметры, вывозка лесоматериалов, нейронная сеть

MULTI-FACTOR OPTIMIZATION OF PARAMETERS OF THE RESEARCHED ENERGY SAVING SYSTEMS APPLIED IN TIMBER ROAD TRANSPORT

DSc (Engineering), Professor **V.I. Posmetyev**

PhD (Engineering), Associate Professor **V.O. Nikonov**

PhD (Physics and Mathematics), Associate Professor **V.V. Posmetyev**

FSBEI HE "Voronezh State University of Forestry and Technologies named after G.F. Morozov",
Voronezh, Russian Federation

Abstract

A promising direction has been substantiated that increases the efficiency of timber road transport during timber hauling, based on the development and use of various recuperative mechanisms in its design. The analysis of foreign literature has been carried out and the authors' developments and the obtained research results in this area are described. Parametric optimization of eight types of investigated recuperative energy-saving systems has been carried out on the basis of mathematical modeling. A diagram of options for optimizing the design parameters of energy-saving systems is presented, including one-factor, two-factor and multi-factor optimization. Algorithms for multifactorial optimization of design parameters and uniform distribution of a given number of points of a computer experiment in a multifactor space are presented. A mathematical apparatus for the uniform distribution of points in a multifactor space has been developed. The choice of neural network approximation for solving the problem of multifactor optimization is substantiated. An artificial neural network topology diagram is presented. An algorithm for studying the factor space using an approximating radial neural network has been developed. A method of multifactor optimization is proposed, which makes it possible to ensure a minimum of computer experiments that uniformly cover the multifactor space with highly detailed representation of response surfaces and ensuring the search for optimal regions of the factor space. Optimization of parameters of eight investigated recuperative energy-saving systems for timber road transport has been made.

Keywords: timber road transport, multifactorial optimization, energy saving systems, energy recovery, working fluid energy, compressed gas energy, design parameters, timber hauling, neural network

Введение

Перспективным направлением повышения эффективности функционирования лесовозного автомобильного транспорта при вывозке лесоматериалов в сложных дорожных условиях лесозаготовительного производства является разработка и внедрение в лесовозном автомобильном транспорте различных конструктивных решений, основанных на рекуперации энергии рабочей жидкости или энергии сжатого нейтрального газа.

Использование таких рекуперативных устройств в конструкции лесовозного автомобильного транспорта позволит значительно снизить затраты на топливо путем накопления и дальнейшего использования непроизводительно рассеиваемой энергии в процессе трогания, ускорения, торможения лесовозного автотранспортного средства, преодоления им различных препятствий, неровностей, имеющихся на лесовозных дорогах, а также в про-

цессе погрузки-разгрузки лесоматериалов в кузов гидравлическим манипулятором, установленным на лесовозном автотранспортном средстве. Снижение затрат на топливо отразится на суммарных затратах, расходуемых лесозаготовительными предприятиями на вывозку лесоматериалов лесовозным автомобильным транспортом, что в конечном счете положительно отразится на повышении эффективности лесозаготовок в РФ.

Исследованиями в области разработки и использования рекуперативных механизмов в конструкциях транспортных машин занимались многие зарубежные ученые, среди которых можно выделить: Chen Long [1], Junyi Zou [2], Miss Adhav Madhuri [3], Rafael Rivelino Silva Bravo [4], Lianpeng Xia [5], Lu Lu [6].

Chen Long (2017) в своих исследованиях выполнил оптимизацию рабочих параметров рекуперативного гидравлического привода подвески

транспортного средства, которая основана на разработанной динамической модели функционирования подвески транспортного средства с четырьмя степенями свободы. В результате проведенного стендового исследования с изменяемыми параметрами неровностей дорожного покрытия выявлено, что динамические характеристики транспортного средства, оборудованного взаимосвязанной подвеской с рекуперативным гидроприводом, незначительно уступают транспортному средству с традиционной подвеской при лучшей приспособленности к сложным дорожным условиям, при обеспечении более комфортных условий для водителя, а также возможности накопления и полезного использования энергии при преодолении транспортным средством возможных препятствий [1].

Junyi Zou (2018) в своей работе провел исследование гидравлической взаимосвязанной подвески транспортного средства, оснащенной рекуперативными амортизаторами. Для исследования динамических характеристик транспортного средства, изменения во времени давления и скорости потока рабочей жидкости в рекуперативных амортизаторах была разработана математическая модель функционирования этого транспортного средства. Были получены результаты, которые показали, что такое транспортное средство, помимо возможности накопления и полезного использования энергии рабочей жидкости, обладает высокими ходовыми качествами, а также повышенной устойчивостью против опрокидывания на поворотах [2].

Miss Adhav Madhuri Vilas в своей статье описывает результаты исследования, выполненного на основе метода конечных элементов, сравнения прочности торсионных валов, изготовленных из различных перспективных материалов и используемых в подвесках транспортных средств, косвенно выполняющих функции рекуператоров энергии. Проведена оптимизация параметров нагружения торсионных валов и их деформации, которая показала высокую сходимость теоретических и практических результатов [3].

R. R. S. Bravo (2018) исследовал процесс рекуперативного торможения в транспортных средствах, оснащенных гибридными пневмо-гидравлическими трансмиссиями, заключающегося в накоп-

лении непроизводительно рассеиваемой в окружающую среду энергии при торможении транспортного средства в виде рабочей жидкости в пневмогидравлическом аккумуляторе или сжатого газа в ресиверах, с последующим полезным использованием для приведения в действие вспомогательного оборудования. Полученные результаты на основе математической модели и выполненных лабораторных экспериментов показали, что максимально возможное полезное количество накопленной в процессе торможения до полной остановки транспортного средства энергии составило 69 % [4].

Lianpeng Xia (2017) в своих исследованиях для повышения энергоэффективности экскаватора предлагает использовать рекуперативный гидропривод, который позволяет преобразовывать потенциальную энергию стрелы при ее опускании в гидравлическую энергию, накапливаемую в пневмогидравлическом аккумуляторе. Использование предлагаемого рекуперативного гидропривода позволяет снизить потребление энергии на 50,1 % [5].

Lu Lu (2014) описывает работу предлагаемого им рекуперативного гидропривода управления стрелой гидроманипулятора, позволяющего использовать потенциальную энергию при ее опускании путем преобразования в энергию рабочей жидкости [6].

Основываясь на этих и других российских и зарубежных результатах исследований, а также их практическом применении в области использования рекуперативных устройств в транспортных средствах, авторами были предложены и подробно изучены на основании математического моделирования восемь типов различных рекуперативных энергосберегающих систем [7-10].

Материалы и методы

Для поиска наилучших параметров этих исследуемых энергосберегающих систем восьмью типами проведена параметрическая оптимизация. Основной объем оптимизации выполнен на основе компьютерных экспериментов с разработанными моделями энергосберегающих систем.

В общем случае решение задачи оптимизации заключается в нахождении экстремума функций нескольких переменных. Выполняется сравнение моделей энергосберегающих систем с отли-

чающимися значениями параметров, далее производится нахождение такого набора параметров, который соответствует требованиям для выбранного критерия. В процессе компьютерного эксперимента требуется соблюдать условие идентичности функционирования в модели сравниваемых вариантов энергосберегающих систем. При исследовании различных вариантов фиксированных структур энергосберегающих систем, с постоянными параметрами для каждого варианта, определяемый при решении задачи экстремум показателя можно рассматривать как функцию факторов x_i , не имеющую аналитического выражения, являющуюся критерием оптимизации $K = K(x_1, x_2, \dots, x_n)$. В большинстве случаев рассматриваемый критерий оптимизации является комбинацией совокупности частных критериев оптимизации $K_j(x_1, x_2, \dots, x_n)$ с отличающимися весами [11, 12].

Каждая из исследуемых математических моделей энергосберегающих систем представляет собой систему дифференциальных и алгебраических уравнений, решаемых итерационными численными методами. Следовательно, для нахождения значения критерия оптимизации K с соответствующим набором факторов оптимизации x_1, x_2, \dots, x_n , являющихся параметрами математической модели, требуется численное решение соответствующей системы

уравнений, что в данной работе называется «проведением компьютерного эксперимента».

Для каждой из восьми оптимизируемых энергосберегающих систем, в зависимости от типа, было выбрано от двух до семи оптимизируемых факторов. В результате выполнения оптимизации каждый из факторов x_i варьировался на определенных уровнях таким образом, чтобы наборы факторов (в дальнейшем используется термин «пробные точки») располагались приблизительно равномерно в факторном пространстве. Значение каждого фактора лежало в диапазоне от минимального x_{imin} до максимального x_{imax} значения, заданного перед решением задачи оптимизации. Общее количество компьютерных экспериментов $N_{кэ}$ при решении задачи оптимизации составляло от 5 до 10 для однофакторной, 9 – для двухфакторной, от 7 до 64 – для многофакторной. Проведение $N_{кэ}$ компьютерных экспериментов для множества наборов уровней факторов осуществлялось с помощью описанных выше компьютерных программ, разработанных для каждой энергосберегающей системы. Проводились три варианта оптимизации: однофакторная, двухфакторная, многофакторная (рис. 1).

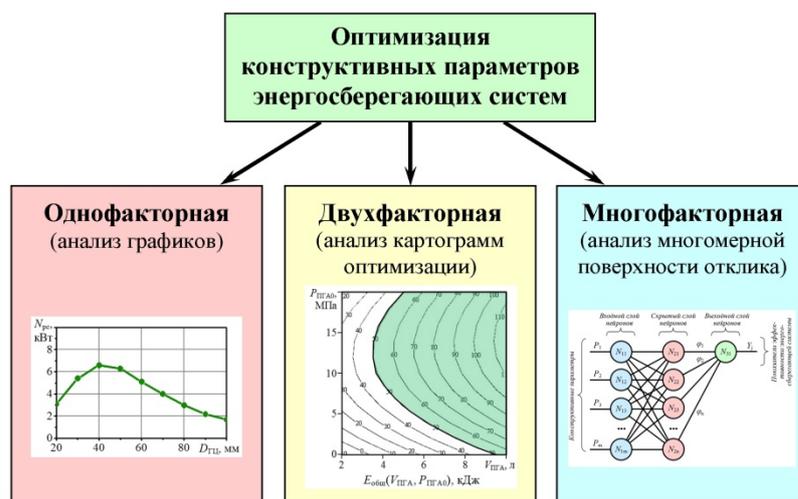


Рис. 1. Варианты оптимизации конструктивных параметров энергосберегающих систем, использовавшиеся в данной работе (собственные разработки)

Однофакторная оптимизация проводилась по полученным в компьютерных экспериментах зависимостям типа $K_i(x_i)$ (функции одной переменной). В теоретическом разделе при исследовании влияния изменяемых параметров на эффективность системы делали вывод об оптимальном диапазоне параметра по графикам зависимости критериев от факторов (рис. 1).

Двухфакторная оптимизация проводилась для каждой энергосберегающей системы для двух наиболее важных параметров. В этом случае аппроксимировали полученные в серии компьютерных экспериментов точки полиномиальной поверхностью в среде математического пакета MathCAD 14, проверяли адекватность и анализировали благоприятные области факторного пространства (рис. 1). Обеспечение предъявляемых требований к адекватности поверхности отклика первого и второго порядка по полученным результатам на основании проведенных компьютерных экспериментов производили по критерию Фишера, в соответствии с чем осуществляли сравнение дисперсии адекватности первого и второго порядка $(S_{ad}^2)_I$, $(S_{ad}^2)_{II}$. Адекватность поверхности первого порядка определялась в соответствии с зависимостью

$$(s_{ad}^2)_I / (s_{ad}^2)_{II} < F(f_I, f_{II}), \quad (1)$$

где $F(f_I, f_{II})$ – значения критериев Фишера, подобранные на основании табличных данных для степеней свободы f_I и f_{II} . Уровень значимости в расчетах соответствовал 0,05.

В большинстве случаев наблюдалась неадекватность поверхности первого порядка, это приводило к тому, что приходилось далее проверять таким же образом адекватность поверхности второго порядка, но уже с использованием дисперсии адекватности поверхностей второго, а также третьего порядков.

Далее, осуществив выбор адекватной аппроксимирующей поверхности, выполнялся поиск оптимума на этой поверхности, основанный на численном методе наискорейшего спуска. После этого для снижения вероятности выбора какого-либо локального экстремума в качестве искомого оптимума спуск осуществлялся многократно из различных равномерно распределенных в факторном простран-

стве начальных точек. Затем из найденных результатов осуществлялся выбор наиболее оптимального экстремума. Для повышения скорости и сокращения времени реализации метода принимались в качестве начальных точек аналогичные точки $(x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk})$, общим количеством $N_{кз}$, что и в выполняемых ранее компьютерных экспериментах. Для реализации метода наискорейшего спуска была разработана подпрограмма на встроенном языке программирования и инженерного математического программного обеспечения MathCAD. Учитывая возможное расположение на границе факторного пространства или вдоль нее искомого оптимума, в подпрограмме осуществлялась необходимая коррекция направления градиента поверхности. Схема алгоритма решения оптимизационной задачи приведена на рис. 2.

Для трехфакторной оптимизации использовали метод равномерного размещения минимального количества пробных точек в многофакторном пространстве, метод радиальных нейронных сетей для аналитического представления поверхности отклика между пробными точками (рис. 1) и метод полного перебора для поиска оптимальных областей в анализированном факторном пространстве.

Особенностью многофакторной оптимизации в данной работе является использование двух методов: равномерного размещения пробных точек в многофакторном пространстве и радиальных нейронных сетей для представления поверхности отклика.

В случае многофакторной оптимизации (три и более факторов) возникает проблема, как с помощью минимального количества пробных точек (компьютерных экспериментов) определить характер изменения функции в факторном пространстве и с необходимой точностью определить границы оптимальной области. В предположении, что оптимизируемая функция имеет один выраженный оптимум, минимальное количество пробных точек может быть 3 – для однофакторной оптимизации, 5 – для двухфакторной, 7 – для трехфакторной и т. д. Целесообразно при оптимизации использовать не минимальное количество пробных точек, а с некоторым запасом (например, двукратным), чтобы точнее установить геометрический характер поверхности отклика. Поэтому

на этапе планирования оптимизационного (компьютерного) эксперимента возникает задача: как разместить заданное количество n_T пробных точек в факторном пространстве, чтобы точки равномерно покрывали факторное пространство и располагались с приблизительно равным удалением друг от друга и от границ факторного пространства (рис. 3).

Для равномерного распределения n_T точек в факторном пространстве использовали метод динамики частиц. Метод динамики частиц обладает высокой эффективностью при решении разнообразных геометрических задач, при этом геометрические точки представляются материальными точками, обладающими определенной массой, взаимодействующими по какому-либо физическому закону с другими точками [13].

В данном случае n_T точек, в которых будет проведен компьютерный эксперимент, считались материальными точками с массой $m = 1$ (условный килограмм). Условное физическое взаимодействие между точками осуществлялось по упруго-вязкому закону, с коэффициентами жесткости и демпфирования. Также точки взаимодействовали с границами факторного пространства (в форме гипер-

параллелепипеда) с помощью аналогичных упруго-вязких сил.

Для распределения точек по факторному пространству изначально точки размещались случайным образом в объеме факторного пространства, после чего выполняли численное интегрирование уравнений движения точек методом Рунге-Кутты второго порядка. На каждом шаге интегрирования принудительно уменьшали скорость движения точек путем умножения на коэффициент $\alpha = 0,99$. В ходе данного итерационного алгоритма точки постепенно стремились удалиться друг от друга и от границ пространства, в результате чего через порядка 1-10 с машинного времени точки оказывались равномерно размещены в факторном пространстве (рис. 4).

Предложенный метод распределения точек работает для необходимого количества измерений, которые встречались при решении задач оптимизации в данной работе (1-7). Для примера в табл. 1 приведены координаты равномерно размещенных 10 экспериментальных точек в трехфакторном пространстве.

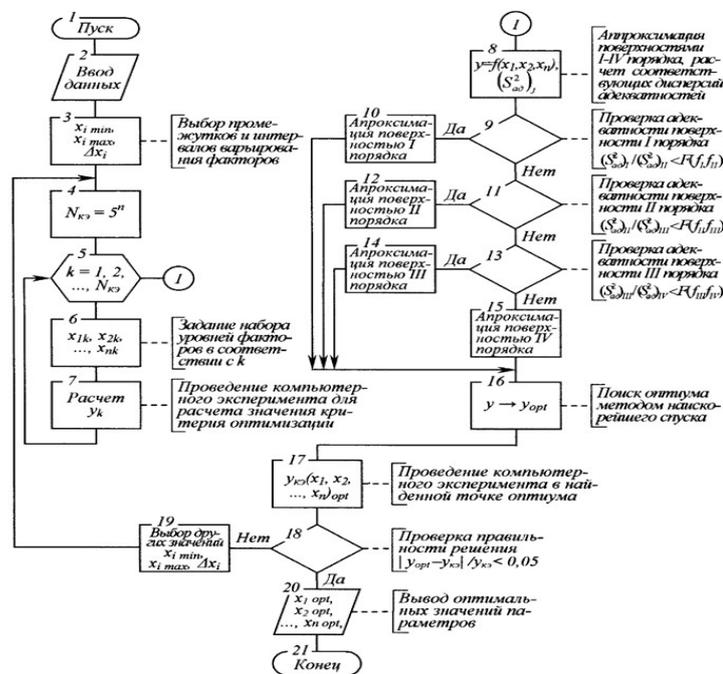


Рис. 2. Схема алгоритма многофакторной оптимизации конструктивных параметров энергосберегающей системы (собственные разработки)

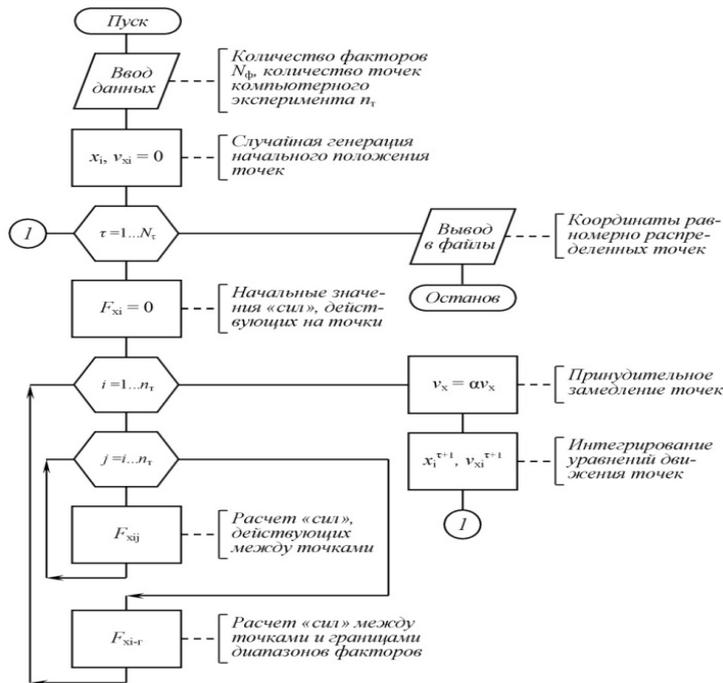


Рис. 3. Схема алгоритма равномерного распределения заданного количества n_t точек компьютерного эксперимента в многофакторном пространстве (собственные разработки)

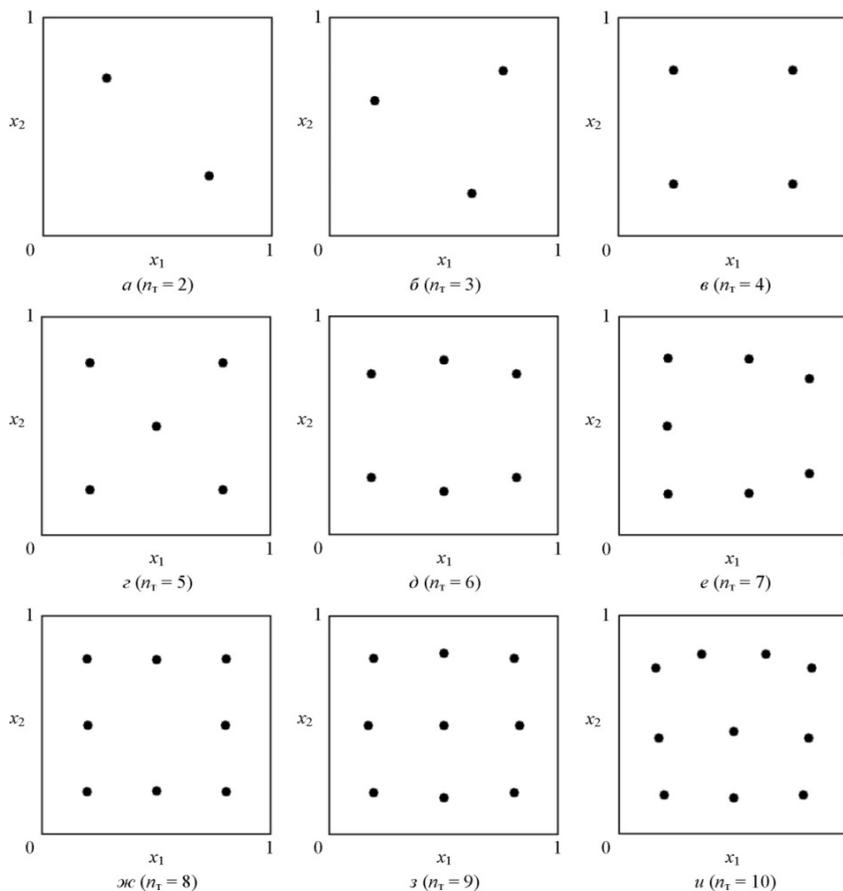


Рис. 4. Примеры равномерного размещения разного количества n_t пробных точек в двухфакторном пространстве (x_1, x_2) (собственные разработки)

Пример равномерного размещения 10 пробных точек в трехфакторном пространстве (x_1, x_2, x_3)

Номер точки	x_1	x_2	x_3
1	0,250	0,730	0,250
2	0,750	0,270	0,750
3	0,250	0,270	0,250
4	0,766	0,500	0,234
5	0,234	0,500	0,766
6	0,701	0,795	0,299
7	0,701	0,205	0,299
8	0,299	0,795	0,701
9	0,750	0,730	0,750
10	0,299	0,205	0,701

(собственные вычисления авторов)

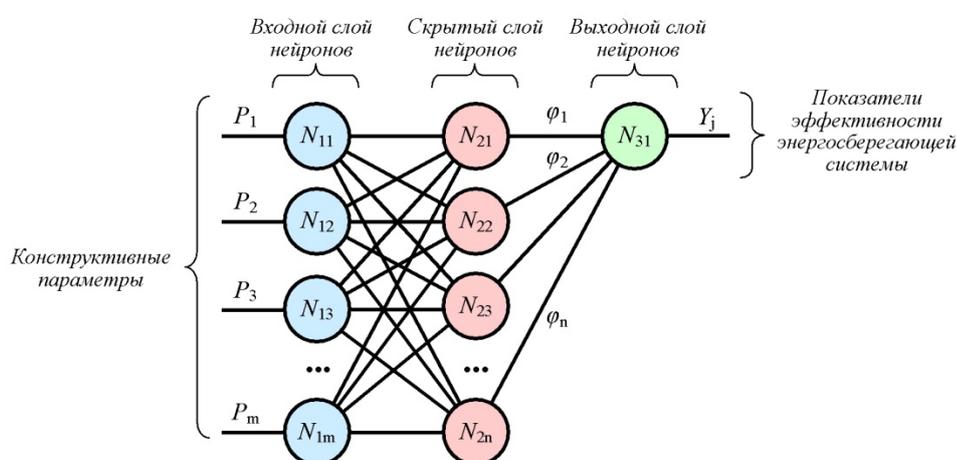


Рис. 5. Топология искусственной нейронной сети, используемой в данной работе (собственные разработки)

Таким образом, было разработан математический аппарат равномерного распределения точек в многофакторном пространстве для обеспечения минимального количества компьютерных экспериментов в случае большого количества измерений (3-7). Для аппроксимации многофакторной поверхности целесообразно использовать искусственные нейронные сети. В этой связи среди различных вариантов нейронных сетей были выбраны радиальные нейронные сети, обладающие высокими интерпретируемостью и контролируемостью.

Под искусственными нейронными сетями понимают разработанное программное обеспечение на основании математической модели, по своим особенностям близкое к устройству и функционированию биологических нейронных сетей, в качестве которых могут выступать как мозг человека,

так и нервная система живых организмов. Изучение искусственных нейронных сетей осуществляется российскими и зарубежными исследователями на протяжении более 70 лет. За этот большой период времени разработано и апробировано множество разнообразных типов задач. Наибольшую эффективность нейронные сети нашли при решении различных задач управления, прогнозирования, классификации, аппроксимации, сжатия данных, распознавания и др. [14].

Применяемые в процессе прогнозирования искусственные нейронные сети позволяют автоматически распознавать закономерности из множества данных, которые в дальнейшем используются этими сетями для исследования различных процессов. Применительно к исследованию, выполненно-

му в данной статье, использование нейронных сетей позволит:

– осуществить прогноз показателей эффективности исследуемых энергосберегающих систем с использованием их основных конструктивных параметров, выполнить обучение нейронной сети с использованием минимального количества пробных точек в факторном пространстве;

– выявить зависимости влияния основных конструктивных параметров исследуемых энергосберегающих систем на показатели их эффективности;

– выполнить проверку возможных комбинаций конструктивных параметров, а также найти их оптимальный набор.

Широкое использование надежного, универсального нейросетевого подхода для обработки данных при решении вышеописанных задач дает возможность: выполнить замену с целью сокращения скорости вычислений сложной математической модели на простую; разработать математическую модель, позволяющую задавать более семи входных показателей. Данный подход, обладая потенциальной основой для разработки интеллектуальной системы управления исследуемых энергосберегающих систем, имеет низкую чувствительность к возникающим случайным ошибкам входных показателей, а также к возможному отсутствию информации о них.

Перечисленные преимущества позволили обосновать выбор нейросетевой аппроксимации для решения задачи многофакторной оптимизации в данной работе.

В рамках данного метода нейроны характеризуются значениями конструктивных параметров P_i . Данный нейросетевой подход имеет высокую схожесть в математических принципах с функционированием памяти человека и поэтому нашел широкое применение в системах искусственного интеллекта [15].

В процессе определения типа и топологии нейронной сети необходимо принимать во внимание сложность решаемой задачи, тип и объект существующей информации для обучения, вычислительную мощность компьютера, а также имеющееся программное обеспечение. Выполнив анализ

существующих типов нейронных сетей, используемых для решения задачи аппроксимации поверхности отклика, выявили, что наибольшую эффективность должна иметь радиальная нейронная сеть.

Первый («входной») слой нейронов непосредственно считывает набор входных данных (конструктивных параметров энергосберегающих систем) для прогнозирования и аналогичен биологическим рецепторам (рис. 5).

Задача i -го входного нейрона состоит в том, чтобы по входящему значению x_i создать на выходе нейрона вещественное число N_{1i} , находящееся в интервале от 0 до 1.

Следующий слой нейронов является скрытым слоем, основными функциями которого являются поиск закономерностей, а также обобщение входных данных.

В качестве данного слоя выступают показатели эталонных вариантов (рассчитанные критерии для пробных точек) из базы данных. Связи между входным и скрытым слоем позволяют определить «расстояние» в многофакторном пространстве (или «радиус», отсюда название «радиальные нейронные сети») между новым вариантом (комбинацией конструктивных параметров энергосберегающей системы) и вариантами-эталонами, для которых известны значения показателей эффективности.

В последнем слое нейронов расположены «выходные нейроны» в количестве, равном количеству показателей эффективности энергосберегающей системы, которые выдают результаты аппроксимации поверхности отклика. Связи между скрытым и выходным слоем нейронов выполняют усреднение показателей вариантов-эталонов с весовыми коэффициентами, зависящими от расстояния между новым и эталонным вариантом [16].

Суть метода расчета критерия оптимизации с помощью радиальной нейронной сети состоит в том, что для текущей комбинации конструктивных параметров энергосберегающей системы x_1, x_2, \dots, x_n необходимо выполнить прогноз критерия оптимизации K . Для этого выбираются наиболее похожие комбинации параметров (пробные точки) и усредняются с определенными весами соответствующие им дистанции d_j для получения прогноза функции:

$$K = K_1 \cdot \alpha_1(r_1) + K_2 \cdot \alpha_2(r_2) + \dots + K_N \cdot \alpha_N(r_N) = \sum_{i=1}^N K_i \cdot \alpha_i(r_i), \quad (2)$$

где K_i – выходной показатель варианта-эталона (пробной точки) из информационной базы; $\alpha_i(r_i)$ – весовой коэффициент нейрона-эталона i , зависящий от расстояния между данными для прогноза и i -м эталонным вариантом в факторном пространстве (x_1, x_2, \dots, x_m) ; N – количество вариантов (порядка 10-60).

Расстояние в факторном пространстве между новым случаем (x_i, \dots, x_m) и эталонным рассчитывается по теореме Пифагора для N -измерений:

$$r_i = \sqrt{(x_{1i} - x_{1i})^2 + (x_{2i} - x_{2i})^2 + \dots + (x_{mi} - x_{mi})^2} = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{ji} - x_{ji})^2}, \quad (3)$$

где j – номер начального показателя эталона.

Для учета доли передаваемой информации эталонами в зависимости от значения расстояния до необходимой точки факторного пространства используются весовые коэффициенты α_i . Значение весового коэффициента α_i должно увеличиваться с уменьшением расстояния r_i , а также стремиться к нулю при неограниченном возрастании расстояния. Наиболее распространенным и более часто используемым выражением для определения математически весовых коэффициентов, является выражение в форме гауссовской функции:

$$\alpha_i^0(r_i) = \exp\left(-\frac{r_i^2}{\sigma^2}\right), \quad (4)$$

где значение «0» в переменной α_i^0 является обозначением предварительного ненормированного варианта;

σ – типичное расстояние, при котором эталоны считаются ближайшими. График функции имеет плавно убывающий характер (рис. 6).

Далее, определив весовые коэффициенты α_i по приведенной выше формуле, осуществляют их нормирование для выполнения следующего условия:

$$\alpha_1(r_1) + \alpha_2(r_2) + \dots + \alpha_N(r_N) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(r_i) = 1. \quad (5)$$

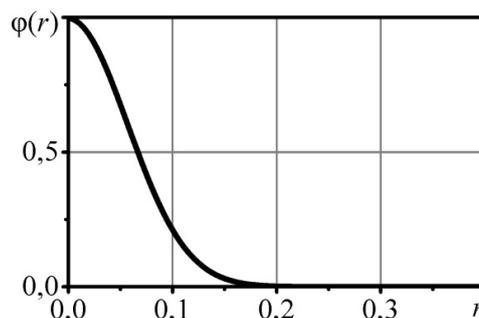


Рис. 6. Радиальная функция активации нейрона (собственные разработки)

На основании этого нормирование весовых коэффициентов α_i^0 выполняется по следующей зависимости:

$$\alpha_i(r_i) = \frac{\alpha_i^0(r_i)}{\sum_{j=1}^N \alpha_j^0(r_j)}. \quad (6)$$

Конечную зависимость для прогноза показателя K для нового набора данных можно записать следующим образом:

$$K = \sum_{i=1}^N K_i \cdot \exp\left(-\frac{\sum_{j=1}^M (x_{ji} - x_{ji})^2}{\sigma^2}\right) \left(\sum_{j=1}^N \exp\left(-\frac{\sum_{k=1}^M (x_{kj} - x_{kj})^2}{\sigma^2}\right) \right)^{-1}. \quad (7)$$

Для каждого прогнозируемого показателя эффективности производится отдельный расчет с использованием соответствующей радиальной нейронной сети [17].

В отличие от компьютерного эксперимента, который длится порядка $10^1 \dots 10^3$ с, нейронная сеть позволяет рассчитать критерий оптимизации за порядка 10^{-6} с. Такое ускорение в $10^7 \dots 10^{10}$ и использование количества факторов 3-7 позволяет применить метод полного упорядоченного перебора для анализа факторного пространства. Так, в наиболее многофакторном для данной работы случае 7 факторов, если каждый фактор перебирать с шагом 10 % от диапазона изменения фактора, получается порядка 10^7 точек факторного пространства. Расчет критерия оптимизации для такого количества точек производится за разумное время порядка 10 с [18-20].

На рис. 7 представлена схема алгоритма упорядоченного перебора с шагом 10 % по каждому фактору, расчета и заполнения многомерной матрицы значений критерия оптимизации.

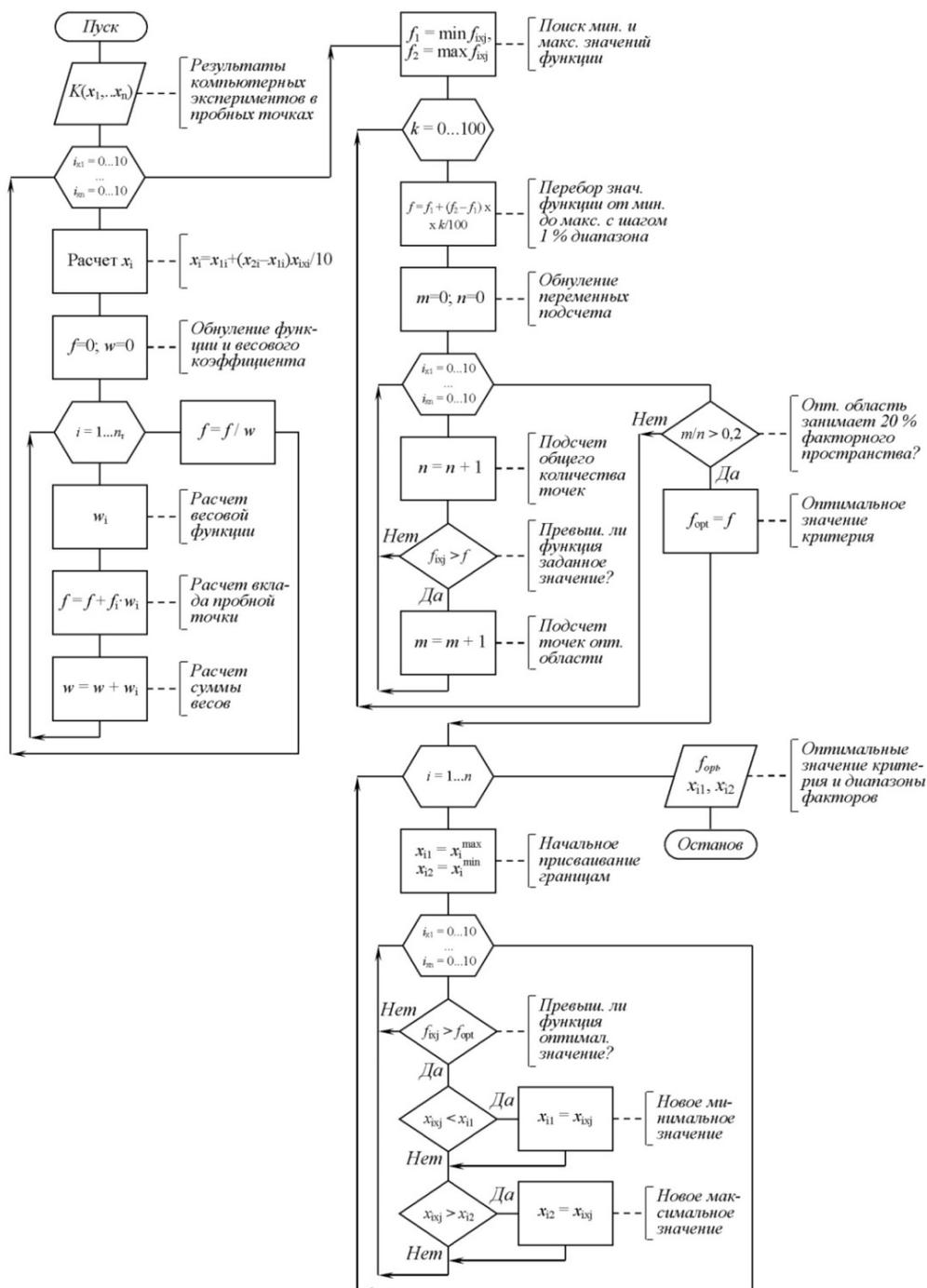


Рис. 7. Схема алгоритма исследования факторного пространства с помощью аппроксимирующей радиальной нейронной сети (собственные разработки)

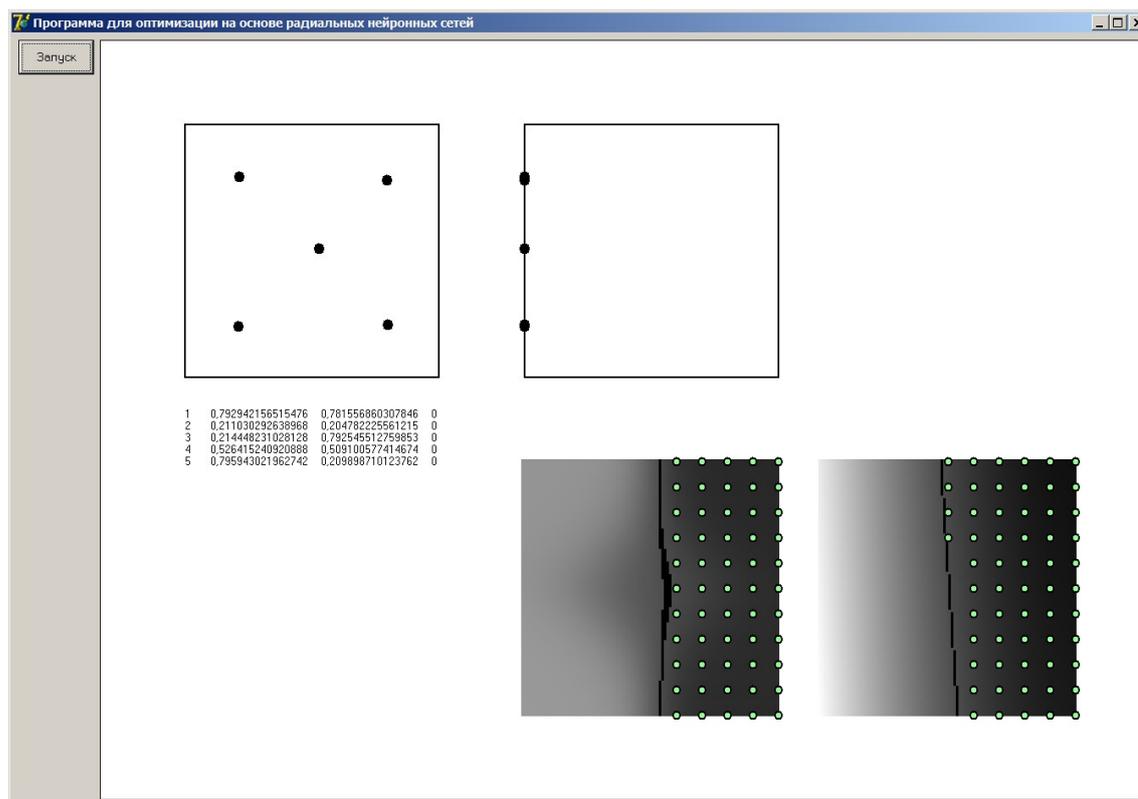


Рис. 8. Программа для оптимизации на основе радиальной нейронной сети (собственные разработки)

Уже сегодня такие математические программы, как Python, STATISTICA, MATLAB и др. имеют функциональные возможности, заключающиеся в обучении и использовании нейронных сетей. Несмотря на это, 90-95 % времени и усилий приходится затрачивать на выполнение исследовательской и технической работы, которая характеризуется высокой трудоемкостью подготовки исходных данных, устранения их ошибок, оптимизации нейронной сети, проверки ее эффективности, вывода на экран в требуемой форме результатов прогнозирования, а также подготовки графических материалов. На основании этого для осуществления нейросетевого прогнозирования разработана специализированная компьютерная программа на языке программирования Object Pascal в среде программирования Borland Delphi 7. Разработанная программа дополнительно позволяет предварительно распределить экспериментальные точки равномерно в многофакторном пространстве (рис. 8).

Для проверки работоспособности используемого метода многофакторной оптимизации и

оценки его эффективности использовали в качестве тестового примера задачу двухфакторной оптимизации. Из трех оптимизируемых функций использовали $P_m(D, k_{то})$, как имеющую наиболее нетривиальный вид.

На рис. 9 в оттенках серого цвета для сравнения показаны поверхности отклика для случая аппроксимации 9 экспериментальных точек полиномом второго порядка и случая аппроксимации 5 экспериментальных точек радиальной нейронной сетью. Несмотря на то что для радиальной нейронной сети используется почти вдвое меньше экспериментальных точек, поверхности отклика практически совпадают.

Так как расчеты с помощью радиальных нейронных сетей ориентировочно в 10^4 раз быстрее, чем проведение компьютерных экспериментов, целесообразно использовать простой, но вычислительно-затратный метод оптимизации – метод упорядоченного перебора. Шаг перебора составлял 5 ... 10 % от диапазонов изменения факторов. Зелеными кругами на рис. 9 отмечены точки анализа

факторного пространства с шагом 10 % от диапазона факторов.

Может наблюдаться некоторое различие между методами аппроксимации в найденных оптимальных областях, однако это пограничная область, которая обычно не рассматривается при выборе оптимальных параметров. Более того, аппроксимация полиномом второго порядка может значительно отличаться от реальных данных из-за упрощенного характера аппроксимирующей функции; этого недостатка лишена радиальная нейронная сеть, для которой сложность аппроксимирующей функции повышается с увеличением количества эталонных (экспериментальных) точек.

Таким образом, предложенный метод многофакторной оптимизации позволяет обеспечить минимум компьютерных экспериментов, равномерно покрывающих многофакторное пространство, при одновременно высокой детализации пред-

ставления поверхностей отклика и обеспечить поиск оптимальных областей факторного пространства.

В соответствии с изложенной выше методикой выполнена оптимизация параметров восьми энергосберегающих систем. Для каждой энергосберегающей системы ниже приведена схема взаимосвязи оптимизируемых параметров и критериев оптимизации (рис. 10).

Результаты многофакторной оптимизации приведены в табл. 2–9. В первой части таблицы для каждого оптимизируемого объекта приведен перечень факторов с обозначениями, единицами измерения, диапазонами поиска, найденными оптимальными диапазонами. Во второй части таблицы приведен перечень критериев оптимизации с указанием обозначения, смысла критерия, оптимального значения.

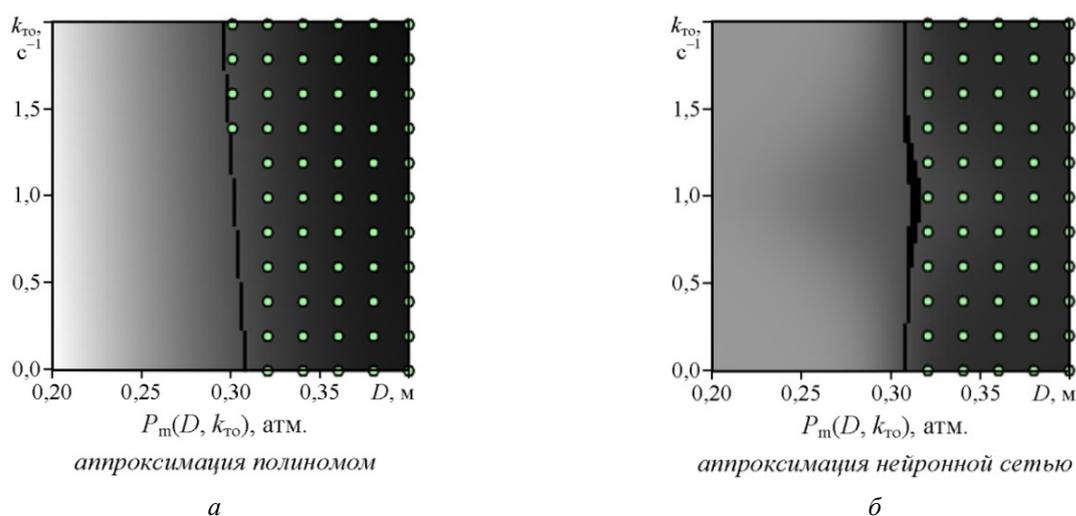


Рис. 9. Сравнение поверхностей отклика $P_m(D, k_{то})$ для двухфакторной оптимизации, полученных путем аппроксимации: *а* – многочленом второго порядка 9 экспериментальных точек; *б* – радиальной нейронной сетью 5 экспериментальных точек (собственные разработки)

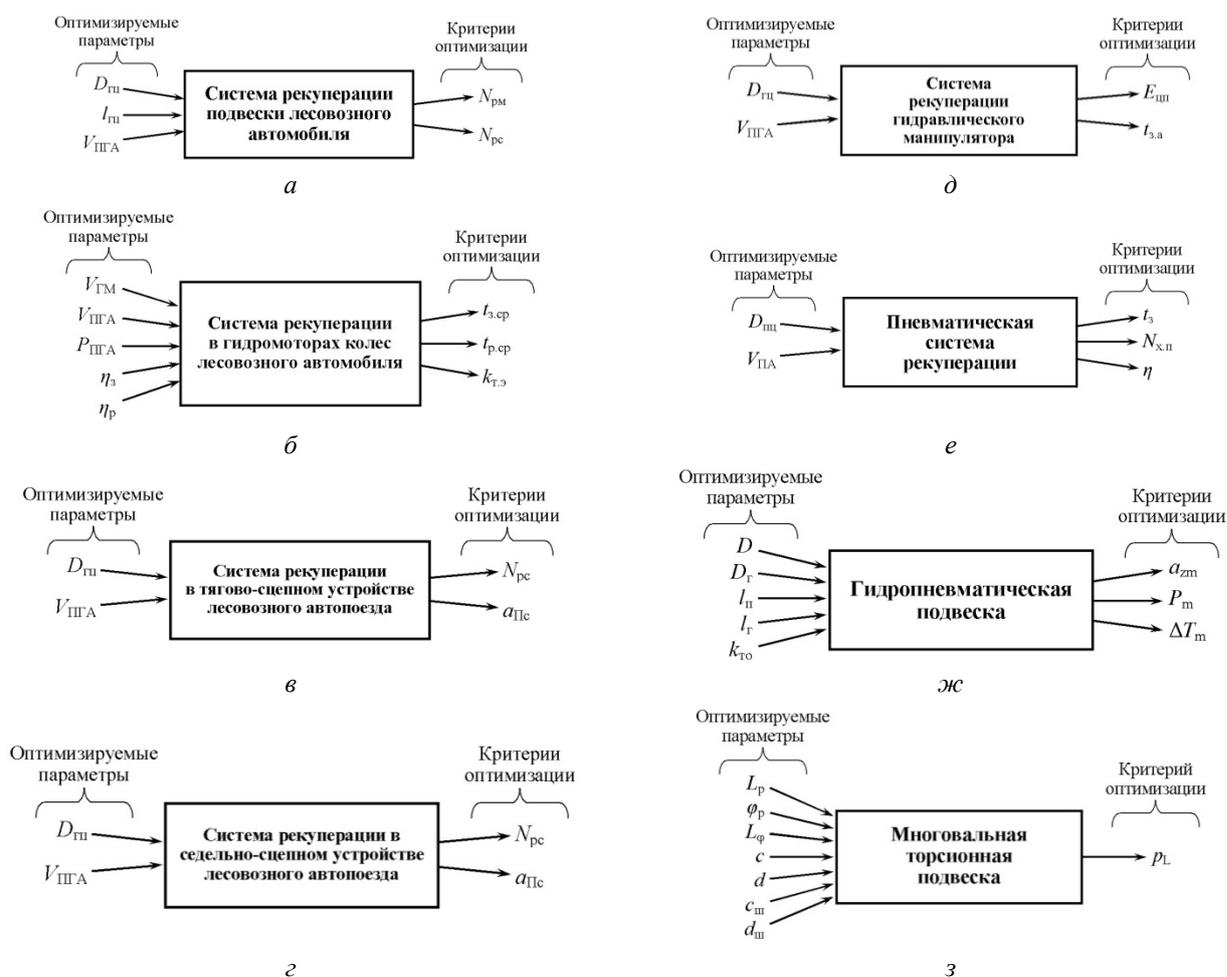


Рис. 10. Взаимосвязь оптимизируемых параметров и критериев оптимизации для энергосберегаемых систем (собственные разработки)

Таблица 2

Результаты оптимизации основных конструктивных параметров системы рекуперации подвески лесовозного автомобиля

Обозначение фактора	Смысл фактора	Диапазоны поиска	Оптимальные диапазоны
$D_{гц}$	диаметр рекуперативного гидроцилиндра в подвеске, мм	20-100	50-70
$l_{гц}$	расстояние хода поршня гидроцилиндра, м	0,10-0,30	0,13-0,19
$V_{ПГА}$	объем пневмогидравлического аккумулятора, м ³	0,05-0,60	0,24-0,60
Обозначение критерия	Смысл критерия		Оптимальное значение
$N_{рм}$	характерный максимум рекуперированной мощности при движении по неровной опорной поверхности, кВт		более 10,0
$N_{рс}$	среднее значение рекуперированной мощности при движении по неровной опорной поверхности, кВт		более 2,5

(собственные вычисления авторов)

Таблица 3

Результаты оптимизации основных конструктивных параметров системы
рекуперации в гидромоторах колес лесовозного автомобиля

Обозначение фактора	Смысл фактора	Диапазоны поиска	Оптимальные диапазоны
$V_{ГМ}$	суммарный рабочий объем гидромоторов, м ³	0,02-0,30	0,06-0,14
$V_{ПГА}$	суммарный объем пневмогидроаккумуляторов, м ³	0,02-0,30	0,20-0,25
$P_{ПГА}$	максимальное давление пневмогидроаккумуляторов, атм.	2,0-10,0	4,7-10,0
η_3	КПД системы рекуперации в режиме зарядки пневмогидроаккумуляторов, %	0-100	83-100
η_p	КПД системы рекуперации в режиме разрядки пневмогидроаккумуляторов, %	0-100	74-100
Обозначение критерия	Смысл критерия		Оптимальное значение
$t_{з.ср}$	среднее время зарядки ПГА от 0 до max возможной энергии, с		более 6
$t_{p.ср}$	среднее время разрядки ПГА от max возможной до 0 энергии, с		более 9
$k_{т.э.}$	коэффициент топливной экономичности, %		более 50

(собственные вычисления авторов)

Таблица 4

Результаты оптимизации основных конструктивных параметров системы рекуперации
энергии в тягово-сцепном устройстве лесовозного автопоезда

Обозначение фактора	Смысл фактора	Диапазоны поиска	Оптимальные диапазоны
D	диаметр рекуперативного гидроцилиндра (или эффективный диаметр нескольких) в тягово-сцепном устройстве, мм	20-00	50-60
$V_{ПГА}$	объем пневмогидравлического аккумулятора, м ³	0,05-0,60	0,24-0,60
Обозначение критерия	Смысл критерия		Оптимальное значение
$N_{рс}$	средняя рекуперлируемая мощность, кВт		более 4,5
$a_{пс}$	среднее продольное ускорение прицепа, м/с ²		менее 1,2

(собственные вычисления авторов)

Таблица 5

Результаты оптимизации основных конструктивных параметров системы рекуперации энергии в седельно-сцепном устройстве лесовозного автопоезда

Обозначение фактора	Смысл фактора	Диапазоны поиска	Оптимальные диапазоны
D	диаметр рекуперативного гидроцилиндра (или эффективный диаметр нескольких) в седельно-сцепном устройстве, мм	20-100	38-52
$V_{ПГА}$	объем пневмогидравлического аккумулятора, м ³	0,05-0,60	0,31-0,60
Обозначение критерия	Смысл критерия		Оптимальное значение
$N_{рс}$	средняя рекуперлируемая мощность, кВт		более 6,0
$a_{Пс}$	среднее продольное ускорение полуприцепа, м/с ²		менее 0,3

(собственные вычисления авторов)

Таблица 6

Результаты оптимизации основных конструктивных параметров системы рекуперации энергии в гидроманипуляторе лесовозного автопоезда

Обозначение фактора	Смысл фактора	Диапазоны поиска	Оптимальные диапазоны
D	диаметр рекуперативного гидроцилиндра, мм	20-60	32-51
$V_{ПГА}$	объем пневмогидравлического аккумулятора, м ³	0,01-0,15	0,07-0,15
Обозначение критерия	Смысл критерия		Оптимальное значение
$E_{шп}$	запасаемая в пневмогидравлическом аккумуляторе энергия за один цикл погрузки (либо разгрузки), кДж		более 3,2
$t_{з.а}$	время зарядки пневмогидравлического аккумулятора, с		менее 42

(собственные вычисления авторов)

Таблица 7

Результаты оптимизации основных конструктивных параметров пневматической системы рекуперации

Обозначение фактора	Смысл фактора	Диапазоны поиска	Оптимальные диапазоны
$D_{ПЦ}$	диаметр пневмоцилиндра, м	0,10-0,50	0,25-0,30
$V_{ПА}$	объем пневматического аккумулятора, м ³	0,01-0,05	0,02-0,05
Обозначение критерия	Смысл критерия		Оптимальное значение
t_3	время заполнения пневматического аккумулятора до давления 1,5 МПа, с		менее 25
$N_{х.п}$	количество ходов поршня для заполнения пневматического аккумулятора до давления 1,5 МПа		менее 6
η	тепловой КПД, %		более 92 %

(собственные вычисления авторов)

Результаты оптимизации основных конструктивных параметров гидропневматической подвески

Обозначение фактора	Смысл фактора	Диапазоны поиска	Оптимальные диапазоны
D	диаметр пневмоцилиндра, м	0,20-0,40	0,31-0,40
$D_{г}$	диаметр гидроцилиндра, м	0,05-0,30	0,12-0,15
$l_{п}$	расстояние хода поршня пневмоцилиндра, м	0,20-0,50	0,20-0,34
$l_{г}$	расстояние хода поршня гидроцилиндра, м	0,20-0,50	0,20-0,29
$k_{то}$	коэффициент теплоотдачи, c^{-1}	0,0-2,0	0,9-2,0
Обозначение критерия	Смысл критерия		Оптимальное значение
a_{zm}	максимальное вертикальное ускорение подвешенной массы, m/c^2		менее 3,0
P_m	максимальное давление газа в пневмоцилиндре, атм.		менее 5,0
ΔT_m	амплитуда изменения температуры, К		менее 170

(собственные вычисления авторов)

Результаты оптимизации торсионной подвески

Обозначение фактора	Смысл фактора	Диапазоны поиска	Оптимальные диапазоны
L_p	длина рычага подвески, м	0,5-1,5	0,9-1,5
φ_p	угол равновесного положения рычага подвески, градусы	25-35	31-35
L_{φ}	суммарная угловая величина люфта между шестернями, градусы	2-30	2-12
c	коэффициент жесткости на кручение валов подвески, Н·м/рад	20000-200000	20000-110000
d	коэффициент демпфирования на кручение валов подвески, Н·м·с/рад	50-300	140-300
$c_{ш}$	коэффициент жесткости на кручение контактирующих шестерен подвески, Н·м/рад	50000-500000	50000-230000
$d_{ш}$	коэффициент демпфирования на кручение контактирующих шестерен подвески, Н·м·с/рад	50-500	250-500
Обозначение критерия	Смысл критерия		Оптимальное значение
p_L	вероятность люфта (отношение времени, в которое подвеска находится в люфтовом состоянии ко всему времени наблюдения)		менее 0,10

(собственные вычисления авторов)

Выводы

1. Для оптимизации энергосберегающих систем использовали многоуровневую оптимизацию: однофакторную с изучением влияния основных факторов, двухфакторную с анализом наглядных картограмм оптимизации и многофакторную, основанную на равномерном распределении экспериментальных точек в факторном пространстве радиальных нейронных сетей для аппроксимации поверхности отклика и методе полного перебора для поиска оптимальных областей.

2. Разработан математический аппарат равномерного распределения точек в многофакторном

пространстве для обеспечения минимального количества компьютерных экспериментов в случае большого количества измерений (3-7).

3. Использован математический аппарат радиальных нейронных сетей для аппроксимации поверхностей отклика для ускорения последующего поиска оптимальных областей, который целесообразно выполнять методом упорядоченного перебора с шагом 5-10 % от диапазонов изменения факторов.

4. Предложенный метод многофакторной оптимизации позволяет обеспечить минимум компьютерных экспериментов, равномерно покры-

вающих многофакторное пространство, при одновременно высокой детализации представления поверхностей отклика и обеспечить поиск оптимальных областей факторного пространства.

5. Для восьми исследуемых типов энерго-сберегающих систем получены и приведены ре-

зультаты многофакторной оптимизации основных конструктивных параметров и наилучшие диапазоны показателей эффективности.

Библиографический список

1. Modeling and Optimization Design of Hydraulically Interconnected Energy-regenerative Suspension / Chen Long, Zhang Chenglong, Wang Ruochen [et al.] // Nongye Jixie Xuebao. – 2017. – Vol. 48. – Iss. 1, January 25. – P. 303–308. – *Bibliogr.: 20 titles.* – DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.01.040.

2. Simulation research of a hydraulic interconnected suspension based on a hydraulic energy regenerative shock absorber / Junyi Zou, Xuexun Guo, Lin Xu [et al.] // SAE Technical Paper 2018-01-1582, 2018. – 9 p. – *Bibliogr.: 29 titles.* – DOI: 10.4271/2018-01-0582.

3. Miss Adhav Madhuri Vilas. Modal analysis and investigation of torsion bar strength based on layer orientation angle using composite material / Miss AdhavMadhuri Vilas, D. S. Galhe, Hredaya Mishra // International Journal for Research in Applied Science Engineering Technology (IJRASET). – 2018. – Vol. 6. – Issue VII, July. – 16 p. – *Bibliogr.: 8 titles.* – DOI: 10.22214/ijraset.2018.7002.

4. Silva Bravo, R. R. Design and analysis of a parallel hydraulic-pneumatic regenerative braking system for heavy-duty hybrid vehicle / R. R. Silva Bravo, V. J. De Negri, A. A. M. Oliveira // Applied Energy. – 2018 – Vol. 225. – P. 60–77. – *Bibliogr.: 55 titles.* – DOI: 10.1016/j.apenergy.2018.04.102.

5. Energy efficiency analysis of drive integrated and energy recuperation system for hydraulic excavator boom / L. Xia, L. Quan, L. Ge, Y. Hao // Energ. Convers. Manage. – 2018. – Vol. 156. – P. 680–687. – *Bibliogr.: 36 titles.* – DOI: 10.1016/j.enconman.2017.11.074.

6. Lu, L. Energy-saving adaptive robust control of a hydraulic manipulator using five cartridge valves with an accumulator / L. Lu, B. Yao // IEEE T. Ind. Electron. – 2014. – Vol. 61(12). – P. 7046–7054. – *Bibliogr.: 27 titles.* – DOI: 10.1109/TIE.2014.2314054.

7. Посметьев, В. И. Результаты компьютерного моделирования движения лесовозного автопоезда с рекуперацией энергии в его подвеске / В. И. Посметьев, В. О. Никонов, В. В. Посметьев // Лесотехнический журнал. – 2018. – № 3. – С. 176–187. – *Библиогр.: 17 назв.* – DOI: 10.12737/article_5b97a15dc46998.19876487.

8. Посметьев, В. И. Результаты компьютерного моделирования рекуперативного тягово-сцепного устройства лесовозного автомобиля с прицепом / В. И. Посметьев, В. О. Никонов, В. В. Посметьев // Лесной журнал. – 2019. – № 4. – С. 108–123. – *Библиогр.: 20 назв.* – DOI: 10.17238/issn0536-1036.2019.4.108.

9. Результаты компьютерного моделирования функционирования пневматической подсистемы рекуперативного гидропривода лесовозного тягача с полуприцепом / В. И. Посметьев, В. О. Никонов, В. В. Посметьев, В. А. Зеликов // Лесотехнический журнал. – 2020. – № 1. – С. 233–243. – *Библиогр.: 12 назв.* – DOI: 10.34220/issn.2222-7962/2020.1/17.

10. Nikonov, V. O. The results of simulation modeling of the operation of the regenerative fifth wheel hitch of a timber trailer / V. O. Nikonov, V. I. Posmetev, V. V. Posmetev // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 656 (2019) 012039, 8 p. – DOI: 10.1088/1757-899X/656/1/012039.

11. Аренс, Х. Многомерный дисперсионный анализ / Х. Аренс, Ю. Лейтер ; пер. с нем. – Москва : Финансы и статистика, 1985. – 230 с. – *Библиогр.: с. 221–225.*

12. Дегтярев, Ю. И. Методы оптимизации : учеб. пособие для вузов / Ю. И. Дегтярев. – Москва : Советское радио, 1980. – 272 с. – *Библиогр.: с. 262–263.*

13. Адлер, Ю. П. Планирование эксперимента при поиске оптимальных решений : учеб. пособие / Ю. П. Адлер, Е. В. Маркова, Ю. В. Грановский. – Москва : Наука, 1976. – 279 с. – *Библиогр.: с. 92.*

14. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. – Москва : Финансы и статистика, 2004. – 344 с. – Библиогр.: с. 330–339.
15. Горбань, А. Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А. Н. Горбань, Д. А. Россиев. – Новосибирск : Наука, 1996. – 278 с. – Библиогр.: с. 258–272.
16. Еремин, Д. М. Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления / Д. М. Еремин, И. Б. Гарцев. – Москва : МИРЭА, 2004. – 75 с. – Библиогр.: с. 73–75. – ISBN 5-7339-0423-2.
17. Круглов, В. В. Искусственные нейронные сети: Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. – Москва : Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с. – Библиогр.: с. 377–378.
18. Нейросетевые системы управления / В. А. Терехов, Д. В. Ефимов, И. Ю. Тюкин, В. Н. Антонов. – Санкт-Петербург : Издательство С.-Петербургского университета, 1999. – 265 с. – Библиогр.: с. 260–263.
19. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд. – Москва : Вильямс, 2006. – 1104 с. – Библиогр.: с. 996–1069.
20. Потапов, А. С. Распознавание образов и машинное восприятие: Общий подход на основании принципа минимальной длины описания / А. С. Потапов. – Санкт-Петербург : Политехника, 2007. – 548 с. – Библиогр.: с. 527–548.

References

1. Chen Long, Zhang Chenglong, Wang Ruochen (et al.) (2017) Modeling and Optimization Design of Hydraulically Interconnected Energy-regenerative. *Nongye Jixie Xuebao*, Vol. 48, iss. 1, January 25, pp. 303-308. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.01.040.
2. Junyi Zou, Xuexun Guo, Lin Xu (et al.) Simulation research of a hydraulic interconnected suspension based on a hydraulic energy regenerative shock absorber. *SAE Technical Paper* 2018-01-1582, 2018. 9 p. DOI: 10.4271/2018-01-0582.
3. Miss Adhav Madhuri Vilas, Galhe D.S., Hredaya Mishra (2018) Modal analysis and investigation of torsion bar strength based on layer orientation angle using composite material. *International Journal for Research in Applied Science Engineering Technology (IJRASET)*, Vol. 6, Iss. VII, July, 16 p. DOI: 10.22214/ijraset.2018.7002.
4. Silva Bravo R.R., De Negri V.J., Oliveira A.A.M. (2018) Design and analysis of a parallel hydraulic-pneumatic regenerative braking system for heavy-duty hybrid vehicle. *Applied Energy*, Vol. 225, pp. 60-77. DOI: 10.1016/j.apenergy.2018.04.102.
5. Xia L., Quan L., Ge L., Hao Y. (2018) Energy efficiency analysis of drive integrated and energy recuperation system for hydraulic excavator boom. *Energ. Convers. Manage.*, Vol. 156, pp. 680-687. DOI: 10.1016/j.enconman.2017.11.074.
6. Lu L., Yao B. (2014) Energy-saving adaptive robust control of a hydraulic manipulator using five cartridge valves with an accumulator, *IEEE T. Ind. Electron*, Vol. 61 (12), pp. 7046-7054. DOI: 10.1109/TIE.2014.2314054.
7. Posmetyev V.I., Nikonov V.O., Posmetyev V.V. (2018) *Rezultaty kompyuternogo modelirovaniya dvizheniya lesovoznogo avtopoezda s rekuperaci ejenergii v ego podveske* [The results of computer simulation of the movement of a forest road train with energy recovery in its suspension]. *Lesotekhnicheskij zhurnal* [Forestry Engineering Journal], Vol. 8, № 3, pp. 176-187 (in Russian). DOI: 10.12737/article_5b97a15dc46998.19876487.
8. Posmetyev V.I., Nikonov V.O., Posmetyev V.V. (2019) *Rezultaty kompyuternogo modelirovaniya rekuperativnogo tyagovo-scepnogo ustrojstva lesovoznogo avtomobilya s pricepom* [The results of computer simulation of a regenerative towing device of a forest car with a trailer]. *Lesnoj zhurnal* [Lesnoj zhurnal (Russian forestry journal)], № 4, pp. 108-123 (in Russian). DOI: 10.17238/issn0536-1036.2019.4.108.
9. Posmetyev V.I., Nikonov V.O., Posmetyev V.V., Zelikov V.A. (2020) *Rezultaty kompyuternogo modelirovaniya funkcionirovaniya pnevmaticheskoy podsistemy rekuperativnogo gidroprivoda lesovoznogo tyagacha s polupricepom* [The results of computer simulation of the functioning of the pneumatic subsystem of the regenerative hydraulic drive of a timber truck with a semitrailer]. *Lesotekhnicheskij zhurnal* [Forestry Engineering Journal], Vol. 10, № 1, pp. 233-243 (in Russian). DOI: 10.34220/issn.2222-7962/2020.1/17.

10. Nikonov V.O, Posmetev V.I, Posmetev V.V. (2019) The results of simulation modeling of the operation of the regenerative fifth wheel hitch of a timber trailer. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 656: 012039. DOI: 10.1088/1757-899X/656/1/012039.
11. Arens H., Leiter Yu. *Mnogomerni idispersionnii analiz* [Multivariate analysis of variance]. Moscow: Finance and statistics, 1985, 230 p. (in Russian).
12. Degtyarev Yu.I. *Metodi optimizacii: ucheb. posobie dlya vuzov* [Optimization methods: textbook manual for universities]. Moscow: Sovetskoe Radio, 1980, 272 p. (in Russian).
13. Adler Yu.P., Markova E.V., Granovskii Yu.V. *Planirovanie eksperimenta pri poiske optimalnikh reshenii* [Planning an experiment when searching for optimal solutions]. Moscow: Nauka, 1976, 279 p. (in Russian).
14. Osovskii S. *Neironnie seti dlya obrabotki informacii* [Neural networks for information processing]. Moscow: Finance and statistics, 2004, 344 p. (in Russian).
15. Gorban' A.N., Rossiev D.A. *Neironnie seti na personalnom kompyutere* [Neural networks on a personal computer]. Novosibirsk: Nauka, 1996, 278 p. (in Russian).
16. Eremin D.M., Garceev I.B. *Iskusstvennie neironnie seti v intellektualnikh sistemakh upravleniya* [Artificial neural networks in intelligent control systems]. Moscow: MIREA, 2004, 75 p. (in Russian).
17. Kruglov V.V., Borisov V.V. *Iskusstvennie neironnie seti: Teoriya i praktika* [Artificial Neural Networks: Theory and Practice]. Moscow: Hot line – Telecom, 2001, 382 p. (in Russian).
18. Terekhov V.A., Efimov D.V., Tyukin I.Yu., Antonov V.N. *Neirosetevie sistemi upravleniya* [Neural network control systems]. St. Petersburg: Publishing House of St. Petersburg University, 1999, 265 p. (in Russian).
19. Haikin S. *Neironnie seti: polnii kurs* [Neural networks: full course]. 2nd ed. Moscow: Williams, 2006, 1104 p. (in Russian).
20. Potapov A.S. *Raspoznavanie obrazov i mashinnoe vospriyatie: Obschii podkhod na osnovanii principa minimalnoy dlini opisaniya* [Pattern recognition and machine perception: General approach based on the principle of minimum description length]. St. Petersburg: Polytechnic, 2007, 548 p. (in Russian).

Сведения об авторах

Посметьев Валерий Иванович – доктор технических наук, профессор, профессор кафедры производства, ремонта и эксплуатации машин ФГБОУ ВО «Воронежский государственный лесотехнический университет имени Г.Ф. Морозова», г. Воронеж, Российская Федерация; e-mail: posmetyev@mail.ru.

Никонов Вадим Олегович – кандидат технических наук, доцент кафедры производства, ремонта и эксплуатации машин ФГБОУ ВО «Воронежский государственный лесотехнический университет имени Г.Ф. Морозова», г. Воронеж, Российская Федерация; e-mail: 8888nike8888@mail.ru.

Посметьев Виктор Валерьевич – кандидат физико-математических наук, доцент, доцент кафедры механизации лесного хозяйства и проектирования машин ФГБОУ ВО «Воронежский государственный лесотехнический университет имени Г.Ф. Морозова», г. Воронеж, Российская Федерация; e-mail: victorvpo@mail.ru.

Information about authors

Posmetyev Valery Ivanovich – DSc (Engineering), Professor, Professor of the Department of Production, Repair and Operation of Cars, FSBEI HE "Voronezh State University of Forestry and Technologies named after G.F. Morozov", Voronezh, Russian Federation; e-mail: posmetyev@mail.ru.

Nikonov Vadim Olegovich – PhD (Engineering), Associate Professor of the Department of Production, Repair and Operation of Cars, FSBEI HE "Voronezh State University of Forestry and Technologies named after G.F. Morozov", Voronezh, Russian Federation; e-mail: 8888nike8888@mail.ru.

Posmetyev Viktor Valeryevich – PhD (Physics and Mathematics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Forestry Mechanization and Machine Design, FSBEI HE "Voronezh State University of Forestry and Technologies named after G.F. Morozov", Voronezh, Russian Federation; e-mail: victorvpo@mail.ru.