УДК 621.833.16

ИССЛЕДОВАНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ ПОИСКА РЕШЕНИЯ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ ФУНКЦИОНАЛЬНЫХ СЕМАНТИЧЕСКИХ СЕТЕЙ

Миронова М.Н.

Белорусско-Российский университет, Могилев, Республика Беларусь

Рассмотрены вопросы расчета параметров приводов. Использован подход, базирующийся на технологиях функциональных семантических сетей. Рассмотрена задача расчета и проектирования приводов на основе использования функциональной семантической сети. Проанализированы детерминированные и случайные алгоритмы поиска оптимальных решений: покоординатный метод, многолучевой, случайный поиск с возвратом. Разработан комбинированный алгоритм нахождения решения на функциональной семантической сети, сочетающий случайный поиск с возвратом и метод покоординатного спуска.

Ключевые слова: *искусственный интеллект, функциональные семантические сети, алгоритмы оптимизации.*
DOI: 10.22281/2413-9920-2017-03-03-273-279

Для эффективного проектирования приводов механизмов требуются знания о взаимосвязях между их параметрами. Выявление таких взаимосвязей возможно на основе подхода, базирующегося на технологиях функциональных семантических сетей, позволяющих осуществлять выбор оптимальных значений параметров приводов, обеспечивающих минимальные их массогабаритные показатели [1].

Задача расчета и проектирования приводов на основе использования функциональной семантической сети сводится к задаче многофакторной оптимизации:

$$\begin{cases} M(\pi_1, \pi_2, ..., \pi_n) \to \min; \\ \pi_i \in \{R_j\}, \end{cases} \tag{1}$$

где M – масса проектируемого механизма, кг; π_i – параметры деталей и узлов привода; $\{R_j\}$ – область ограничений оптимизируемых параметров.

Оптимизация параметров приводов механизмов на семантической сети заключается в том, чтобы, используя функциональные зависимости, определить значения параметров, при которых обеспечиваются минимальные его массогабаритные показатели.

Известно, что методы поиска оптимальных решений разделяются на два различных класса – детерминированные и случайные [2].

Наиболее известными детерминированными алгоритмами являются градиентный метод и метод покоординатного спуска. Градиентный метод требует нахождения частных производных оптимизируемой функции по ее аргументам, определение которых аналитическим методом крайне затруднительно, к тому же нецелесообразно в силу чрезвычайной сложности функции $M(\pi_1, \pi_2, ..., \pi_n)$ и значительного количества ее аргументов (например, у радиально-плунжерного редуктора – свыше 77 таких параметров).

Метод покоординатного спуска заключается в применении одномерной стратегии поиска по выделенной координате при фиксированных значениях остальных координат [3].

Геометрический смысл такого метода состоит в поочередном движении в направлениях, параллельных координатным осям (рис. 1).

В данном алгоритме поиск параметров $\pi_1^*, \pi_2^*, ..., \pi_n^*$, соответствующих экстремуму функции $M(\pi_1, \pi_2, ..., \pi_n)$ при условиях $\pi_{i\max} \le \pi_i \le \pi_{i\min}$, начинается из исходной точки $Z_{1\text{исх}}(\pi_{1\min}, \pi_{2\text{исх}}, ..., \pi_{n\text{исх}})$, в которой определяется значение целевой функции. Далее значения параметров фиксируются, кроме одного. При этом целевая функция превращается в функцию одной переменной. Изменяя, например, фактор π_1, осуществляется переход от начальной $Z_{1k}(\pi_{1k}, \pi_{2\text{исх}}, ..., \pi_{n\text{исх}})$ к новой допустимой точке факторного пространства $Z_{1(k+1)}(\pi_{1(k+1)}, \pi_{2\text{исх}}, ..., \pi_{n\text{исх}})$, и для нее оценивается значение функции $M(\pi_{1(k+1)}, \pi_{2\text{исх}}, ..., \pi_{n\text{исх}})$, которое сравнивается со значением $M(\pi_{1k}, \pi_{2\text{исх}}, ..., \pi_{n\text{исх}})$, найденным предварительно в $Z_{1k}(\pi_{1k}, \pi_{2\text{исх}}, ..., \pi_{n\text{исх}})$.

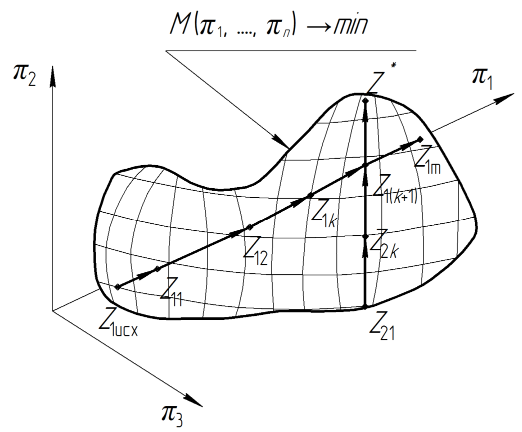

Рис.1. Иллюстрация метода покоординатного спуска

Далее нахождение целевой функции ведется поочередно по направлениям, параллельным осям координат.

В соответствии с описанным алгоритмом при последовательном изменении координат перемещаются к точкам факторного пространства $Z_1, Z_2, ..., Z_n$ до тех пор, пока не будет найдена точка глобального экстремума $Z^*(\pi_1^*, \pi_2^*, ..., \pi_n^*)$.

Данный метод хорошо работает только в условиях, когда координаты мало влияют друг на друга, а также требует значительного объема вычислений, что приводит к длительному процессу нахождения оптимальных параметров.

Для поиска глобальных экстремумов сложных многоэкстремальных целевых функций могут использоваться также методы случайного поиска, характеризующиеся небольшой продолжительностью нахождения оптимальных решений.

Случайный поиск с возвратом подразумевает соответствующее перемещение в факторном пространстве, выбираемое на каждом шаге поиска решения произвольным образом, и не требует процедуры нахождения упомянутых частных производных.

В качестве алгоритма поиска значений параметров на функциональной семантической сети можно использовать алгоритм случайного поиска с возвратом (рис. 2) [4].

В данном алгоритме поиск значений факторов, минимизирующих целевую функцию, начинается из исходной точки $Z_{исх}(\pi_{1исх}, \pi_{2исх}, ..., \pi_{nисх})$, выбранной случайно.

Переход к новой точке факторного пространства осуществляется в соответствии с формулой

$$Z_{k+1}(\pi_{1(k+1)}, ..., \pi_{i(k+1)}, ..., \pi_{n(k+1)}) =$$

$$Z_k(\pi_{1k} \pm a_{1k} r_{1k}, ..., \pi_{ik} \pm a_{ik} r_{ik}, ..., \pi_{nk} \pm a_{nk} r_{nk}),$$

где a_{ik} – величина k-го шага для i-й переменной, определяемая случайным образом; r_{ik} - единичный вектор, в направлении которого производится этот шаг.

Если оказывается

$$M_{(k+1)}(\pi_{1(k+1)}, \pi_{2(k+1)}, ..., \pi_{n(k+1)}) <$$
$$< M_k(\pi_{1k}, \pi_{2k}, ..., \pi_{nk}),$$

то совершается переход из $Z_k(\pi_{1k}, \pi_{2k)}, ..., \pi_{nk})$ в $Z_{k+1}(\pi_{1(k+1)}, \pi_{2(k+1)}, ..., \pi_{n(k+1)})$, после чего $Z_{k+1}(\pi_{1(k+1)}, \pi_{2(k+1)}, ..., \pi_{n(k+1)})$ становится новой исходной точкой для продолжения поиска глобального экстремума $Z^*(\pi_1^*, \pi_2^*, ..., \pi_n^*)$.

Если же $M_{(k+1)}(\pi_{1(k+1)}, \pi_{2(k+1)}, ..., \pi_{n(k+1)}) >$ $> M_k(\pi_{1k}, \pi_{2k}, ..., \pi_{nk})$, то осуществляется возврат в исходную точку, так как полученное решение хуже исходного.

Таким образом, сущность метода заключается в переходе из начальной точки в новую допустимую точку факторного пространства, в которой значение целевой функции улучшается. Этот процесс продолжается до тех пор, пока сохраняется возможность такого улучшения. Каждый шаг поиска базируется на использовании двух операций – выборе подходящего направления, двигаясь в котором можно достичь лучших значений $M(\pi_1, \pi_2, ..., \pi_n)$, и оценке случайной величины перемещения.

Тогда алгоритм случайного поиска с возвратом может быть задан соотношениями

$$Z_{k+1}(\pi_{1(k+1)}, \pi_{2(k+1)}, ..., \pi_{n(k+1)}) = \begin{cases} Z_k(\pi_{1k}, \pi_{2k}, ..., \pi_{nk}), \text{ если} \\ M_k(\pi_{1k}, \pi_{2k}, ..., \pi_{nk}) < M_{(k+1)}(\pi_{1(k+1)}, \pi_{2(k+1)}, ..., \pi_{n(k+1)}), \\ Z_{k+1}(\pi_{1(k+1)}, \pi_{2(k+1)}, ..., \pi_{n(k+1)}), \text{ если} \\ M_{(k+1)}(\pi_{1(k+1)}, \pi_{2(k+1)}, ..., \pi_{n(k+1)}) \le M_k(\pi_{1k}, \pi_{2k}, ..., \pi_{nk}). \end{cases} \quad (2)$$

В [4] для поиска оптимального решения сложных задач рекомендован стохастический многолучевой способ, основанный на формировании случайным образом k исходных точек, переход от которых осуществляется в соответствии с формулой (2). В результате чего происходит одновременное образование k «лучей». Поиск глобального экстремума целевой функции осуществляется на основе выбора одного из k таких решений, соответствующего наибольшему значению целевой функции.

Таким образом, случайный поиск с возвратом можно рассматриваться как однолучевой поиск. В свою очередь, лучевой поиск с k состояниями представляет собой параллельное выполнение k случайных поисков с учетом общей информации об их результатах.

Для поиска оптимального решения на функциональной семантической сети может быть использован любой из рассмотренных методов. Так, в [5] утверждается, что производительность всех алгоритмов поиска экстремума целевой функции приблизительно одинакова, если усреднить их результаты по всевозможным целевым функциям.

Однако следует учитывать, что успех какого-либо метода не гарантирует успеха в другой области, т.е. нельзя дать исчерпывающие рекомендации по применению того или иного алгоритма, так как его производительность зависит от вида целевой функции. Это означает, что для каждой специфической предметной области необходимо проводить дополнительные исследования и отыскивать тот оптимизационный метод, который обеспечивает набольшую эффективность (с точки зрения точности решения или производительности поиска) [6].

Для определения наиболее эффективного метода поиска оптимальных решений на функциональной семантической сети был проведен сравнительный анализ рассмотренных алгоритмов.

Методы сопоставлялись по производительности (продолжительности поиска решений) и точности нахождения решений.

Рис. 2 иллюстрирует продолжительность нахождения оптимальных параметров радиально-плунжерного редуктора рассмотренными методами при различном количестве оптимизируемых параметров.

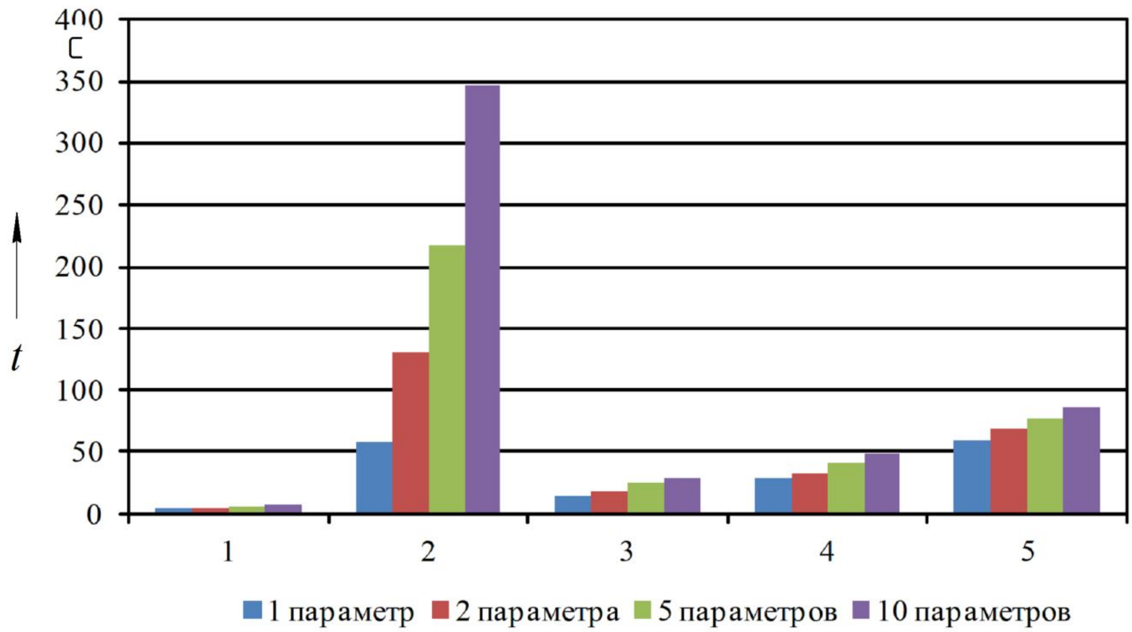

Рис. 2. Время нахождения решений при различном количестве оптимизируемых параметров: 1 – случайный поиск с возвратом; 2 – метод покоординатного спуска; 3 – многолучевой поиск (5 лучей); 4 – многолучевой поиск (10 лучей); 5 – многолучевой поиск (20 лучей)

Анализ полученных результатов показал, что объем вычислений для любого метода возрастает пропорционально размерности факторного пространства (количеству управляемых параметров).

При этом процесс поиска многолучевым

методом с десятью лучами является самым продолжительным, а наиболее быстрым является случайный поиск с возвратом.

Время нахождения рациональных значений параметров механизмов методом покоординатного спуска описывается зависимостью

$$t = 65{,}57n^{0{,}74},$$

где n – количество управляемых параметров.

Время нахождения рациональных значений параметров случайным поиском с возвратом

$$t = 4{,}53n^{0{,}12}.$$

Время нахождения рациональных значений параметров многолучевым поиском

– 5 лучей

$$t = 14{,}22n^{0{,}32};$$

– 10 лучей

$$t = 27{,}51n^{0{,}24};$$

– 20 лучей

$$t = 60{,}09n^{0{,}15};$$

– 100 лучей

$$t = 326{,}42n^{0{,}36}.$$

Время нахождения рациональных значений параметров многолучевым поиском

$$t = 2{,}55l^{1{,}13},$$

где l – количество лучей.

Рассмотренные методы сопоставлялись также по точности нахождения решений.

Графики зависимостей прогнозируемых рассмотренными методами значений целевой функции (1) от количества оптимизируемых параметров представлены на рис. 3.

Из рис. 3 видно, что при увеличении количества параметров, управляемых методом покоординатного спуска, качество решения растет, а при использовании случайного поиска – падает. В связи с этим можно сделать вывод о том, что многолучевой поиск может использоваться только для наиболее простых задач с малой размерностью.

Установлено, что наиболее точным методом по нахождению решения задачи (1) является алгоритм покоординатного спуска. Случайный с возвратом и многолучевой поиски являются менее точными методами в связи с чрезвычайно сложным характером факторного пространства задачи. Так, анализ полученных данных позволил установить, что при количестве управляемых параметров от 1 до 10 прогнозируемые методом покоординатного спуска значения целевой функции меньше значений, предсказанных случайными алгоритмами, на 0,18…53,7 %.

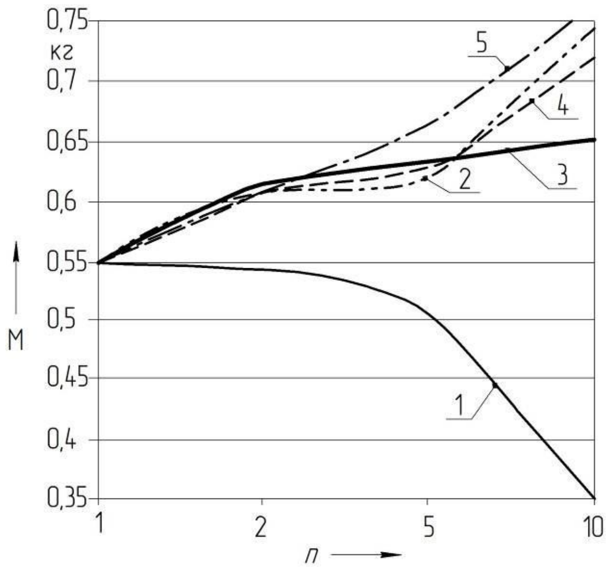

Рис. 3. Зависимости значений целевой функции от количества оптимизируемых параметров при различных методах поиска решения: 1 – метод покоординатного спуска; 2 – многолучевой поиск (10 лучей); 3 – многолучевой поиск (100 лучей); 4 – многолучевой поиск (5 лучей); 5 – случайный поиск с возвратом

В то же время, исследования показали, что использование многолучевого поиска с количеством лучей более 10 незначительно уменьшает целевую функцию (не более 5 %).

Таким образом, можно рекомендовать при небольшом количестве оптимизируемых параметров (не более 5) использовать метод случайного поиска с возвратом.

При значительной размерности факторного пространства следует учитывать, что метод покоординатного спуска затрачивает значительное время на нахождение оптимальных параметров, обеспечивая при этом наиболее качественное решение задачи.

В свою очередь, случайные методы характеризуются более высокой производительностью, но обладают низкой точностью вычислений.

Учитывая данные обстоятельства, при большом количестве управляемых параметров, обеспечивающих наиболее точное решение, предложено использовать комбинированный алгоритм, сочетающий преимущества методов случайного поиска и покоординатного спуска.

В данном методе поиск значений n переменных $\pi_1, \pi_2, ..., \pi_n$, доставляющих экстремум функции $M(\pi_1, \pi_2, ..., \pi_n)$ при условиях $\pi_{i\max} \le \pi_i \le \pi_{i\min}$, начинается из исходной точки $Z_{\text{исх}}(\pi_1, \pi_2, ..., \pi_n)$, в которой определяется значение функции $M_{исх}(\pi_1, \pi_2, ..., \pi_n)$ (рис. 4).

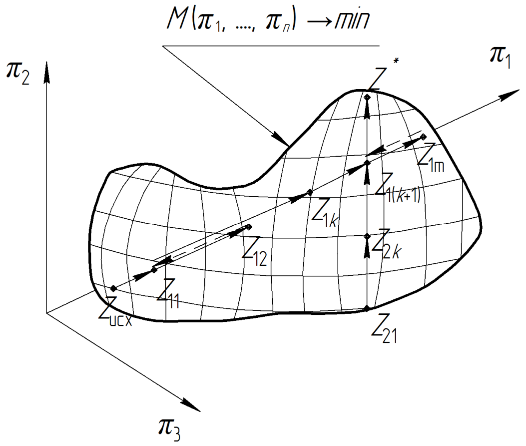

Рис. 4. Схема комбинированного метода

При этом из n переменных $\pi_1, \pi_2, ..., \pi_n$ выбирается какая-то одна, например, π_1, значения же остальных остаются фиксированными.

Далее осуществляется переход от начальной $Z_{1k}(\pi_{1k}, \pi_2, ..., \pi_n)$ к новой допустимой точке $Z_{1(k+1)}(\pi_{1(k+1)}, \pi_2, ..., \pi_n)$, определенной случайным образом.

Переход к новой точке осуществляется в соответствии с формулой

$$Z_{1(k+1)}(\pi_{1(k+1)}, \pi_2, ..., \pi_n) = \\ = Z_{1k}(\pi_{1k} \pm a_k r_k, \pi_2, ..., \pi_n),$$

где a_k – величина k-го шага, определяемая случайным образом; r_k – единичный вектор, в направлении которого производится этот шаг.

Если оказывается $M_{1(k+1)}(\pi_{1(k+1)}, \pi_2, ..., \pi_n) \le$ $\le M_{1k}(\pi_{1k}, \pi_2, ..., \pi_n)$, то совершается переход из $Z_{1k}(\pi_{1k}, \pi_2, ..., \pi_n)$ в $Z_{1(k+1)}(\pi_{1(k+1)}, \pi_2, ..., \pi_n)$, после чего $Z_{1(k+1)}(\pi_{1(k+1)}, \pi_2, ..., \pi_n)$ становится новой исходной точкой.

Если же $M_{1(k+1)}(\pi_{1(k+1)}, \pi_2, ..., \pi_n) >$ $> M_{1k}(\pi_{1k}, \pi_2, ..., \pi_n)$, то осуществляется возврат в исходную точку.

Алгоритм комбинированного способа описывается соотношениями

$$Z_{k+1}(\pi_{1(k+1)}, \pi_2, ..., \pi_n) = \begin{cases} Z_k(\pi_{1k}, \pi_2, ..., \pi_n), \\ \text{если } M_k(\pi_{1k}, \pi_2, ..., \pi_n) < M_{(k+1)}(\pi_1 \pm a_k r_k, \pi_2, ..., \pi_n), \\ Z_{k+1}(\pi_{1(k+1)}, \pi_2, ..., \pi_n), \\ \text{если } M_{(k+1)}(\pi_1 \pm a_k r_k, \pi_2, ..., \pi_n) \le M_k(\pi_{1k}, \pi_2, ..., \pi_n). \end{cases}$$

В дальнейшем в качестве исходных точек назначаются точки, в которых последовательно изменяются координаты относительно переменных $\pi_2, ..., \pi_n$. Применительно к ним вся процедура поиска повторяется. Так продолжается до тех пор, пока не будет найдена точка экстремума $Z^*(\pi_1^*, \pi_2^*, ..., \pi_n^*)$.

Для комбинированного алгоритма время нахождения оптимальных значений параметров механизмов описывается зависимостью

$$t = 58{,}84 n^{0{,}56},$$

где n – количество управляемых параметров.

На рис. 5 представлены графики зависимостей продолжительности поиска решений от количества оптимизируемых параметров.

Исследования показали, что время нахождения комбинированным алгоритмом оптимальных значений параметров механизмов меньше, времени, затрачиваемого методом покоординатного спуска, на 10…40 %, а точность нахождения решений на 10…45 % выше, чем у случайного поиска с возвратом (рис. 6).

Это подтверждает предположение о том, что наиболее целесообразным способом определения оптимальных параметров проектируемой системы на функциональной семантической сети является комбинирован-

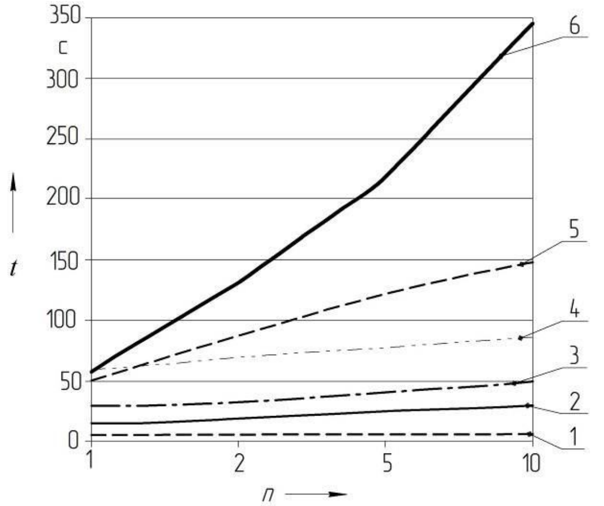

Рис. 5. Зависимости времени нахождения решений при различном количестве оптимизируемых параметров: 1 – случайный поиск с возвратом; 2 – многолучевой поиск (5 лучей); 3 – многолучевой поиск (10 лучей); 4 – многолучевой поиск (20 лучей); 5 – комбинированный метод; 6 – метод покоординатного спуска

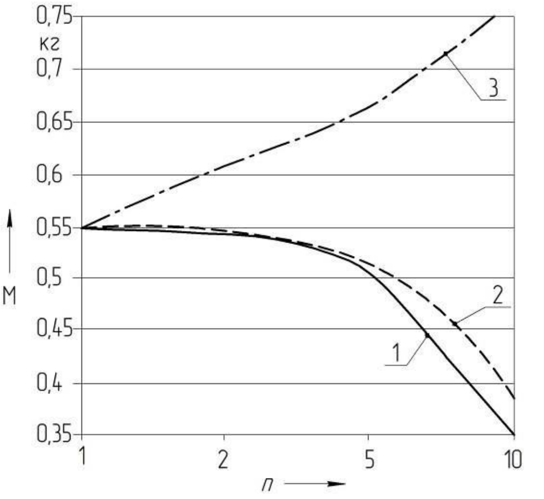

Рис. 6. Зависимости значений целевой функции от количества оптимизируемых параметров при различных методах поиска решения:
1 – метод покоординатного спуска;
2 – комбинированный способ;
3 – случайный поиск с возвратом

ный метод, основанный на синтезе случайного и детерминированного алгоритмов.

Список литературы

1. Пашкевич, В.М. Функциональные семантические сети для обеспечения точности механической обработки / В.М. Пашкевич, М.Н. Миронова. – Могилев: Белорус.-Рос. ун-т, 2015. – 200 с.
2. Минаков, И.А. Сравнительный анализ некоторых методов случайного поиска и оптимизации / И.А. Минаков // Изв. Самар. науч. центра Рос. академии наук. – 1999. – № 2. – С. 286–293.
3. Васильев, Ф.П. Численные методы решения экстремальных задач / Ф.П. Васильев. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Наука, 1988. – 552 с.
4. Рассел, С. Искусственный интеллект: современный подход / С. Рассел, П. Норвиг. – 2-е изд. – М.: Вильямс. – 2006. – 1408 с.
5. Wolpert, D.H. No free lunch theorems for optimization / D.H. Wolpert, W.G. Macready // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 1997. – Vol. 1. - No. 1. – P. 54–62.
6. Жиглявский, А.А. Методы поиска глобального экстремума / А.А. Жиглявский, А.Г. Жилинскас. – М.: Наука, 1991. – 248 с.

Сведения об авторе

Миронова Марина Николаевна - доцент кафедры «Технологии машиностроения» Государственного учреждения высшего профессионального образования «Белорусско-Российский университет», *MarinaMN16@mail.ru*.

RESEARCH OF EFFICIENCY OF THE ALGORITHMS FOR FINDING SOLUTIONS BASED ON THE USE OF FUNCTIONAL SEMANTIC NETWORKS

Mironova M.N.

Belarusian-Russian University, Mogilev, Republic of Belarus

The questions of calculation of parameters of drives are considered in this article. An approach based on the technologies of functional semantic networks was used. The problem of calculating and designing drives based on the use of a functional semantic network is considered. Deterministic and random algorithms for searching for optimal solutions are analyzed: coordinate-wise method, multipath, random search with a return. A combined algorithm for finding a solution on a functional semantic network, combining a random search with a return and a method of coordinate-wise descent, is developed.

Key words: *artificial intelligence, functional semantic networks, optimization algorithms*

DOI: 10.22281/2413-9920-2017-03-03-273-279

References

1. Pashkevich V.M., Mironova M.N. *Funktsionalnye semanticheskie seti dlya obespecheniya tochnosti mekhanicheskoy obrabotki* [Functional semantic networks for ensuring the accuracy of machining]. Mogilev, Belorussko-Rossiyskiy universitet, 2015. 200 p. (In Russian)
2. Minakov I.A. Comparative analysis of some random search and optimization methods [Sravnitelny analiz nekotorykh metodov sluchaynogo poiska i optimizatsii]. *Intelligence of the Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences*, 1999, No. 2, pp. 286-293. (In Russian)
3. Vasilev F.P. *Chislennye metody resheniya exstremalnykh zadach* [Numerical methods for solving extremal problems]. Moscow, Nauka, 1988. 552 p. (In Russian)
4. Rassel S., Norvig P. Iskustvenny intellect: sovremenny podkhod [Artificial intelligence: a modern approach]. Moscow, Vilyams, 2006. 1408 p. (In Russian)
5. Wolpert, D.H., Macready W.G. No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, Vol. 1, No. 1, pp. 54–62.
6. Zhiglyavskiy A.A., Zhilinskas A.G. *Metody poiska globalnogo ekstremuma* [Methods for finding the global extremum]. Moscow, Nauka, 1991. 248 p. (In Russian)

Author' information

Marina N. Mironova - associate Professor of Department «Engineering Technology» at State Institution of Higher Professional Education «Belarusian-Russian University», *MarinaMN16@mail.ru.*

Дата публикации
(Date of publication):
25.09.2017