

УДК 621.311.22.0011.719.001.5

DOI: 10.24160/1993-6982-2018-1-22-28

## Генетический алгоритм оптимизации в задаче распределения нагрузки тепловой электростанции

Е.И. Мерзликина, Т.Е. Щедеркина

Рассмотрены генетический алгоритм оптимизации и его использование при распределении суммарных электрических и тепловых нагрузок электростанции между работающими энергоблоками теплоэлектроцентрали (ТЭЦ) и суммарных электрических нагрузок между работающими энергоблоками конденсационной электростанции (КЭС). Необходимость решения данной задачи обусловлена тем, что, с одной стороны, в настоящее время электростанции значительную часть времени работают с нагрузкой ниже номинальной, с другой — тем, что в текущих экономических и экологических условиях экономия топлива и энергосбережение являются объективной необходимостью.

В качестве исходных данных использованы математические модели расходных характеристик энергоблоков, полученные по результатам тепловых испытаний и имеющие вид полиномов второго порядка, а на суммарные электрические и тепловые нагрузки и нагрузки отдельных блоков наложены ограничения, определяющиеся технологическим регламентом работы оборудования.

Приведен случай, при котором некоторые старшие коэффициенты полиномов, описывающих модели, отрицательны, т. е. метод неопределенных множителей Лагранжа неприменим. Целевой функцией является суммарный расход топлива на работающие блоки. Для заданного состава оборудования электростанции проведены расчеты оптимальных нагрузок энергоблоков с помощью генетического алгоритма, показаны преимущества метода генетических алгоритмов по сравнению с другими применяемыми для решения данной задачи методами, в частности, методом динамического программирования и методом неопределенных множителей Лагранжа. Дана реализация генетического алгоритма применительно к рассматриваемой задаче (задача для КЭС решалась для пяти блоков, для ТЭЦ — для трех блоков). Описаны генерация первоначальной популяции, реализация операции скрещивания, выбраковка наименее приспособленных членов популяции и запись в популяцию новых членов. Для КЭС и ТЭЦ выполнены расчеты для нескольких вариантов суммарных нагрузок. Показано, что применение генетического алгоритма в поставленной задаче позволяет получить экономический эффект за счет определения оптимальных нагрузок энергоблоков. Экономический эффект для КЭС для суммарного часового расхода топлива по сравнению с равномерным распределением нагрузки составил в среднем 2,3 %, для ТЭЦ — эффект достигает 11 % при тех же условиях. Представлены рекомендации по использованию генетического алгоритма при поиске минимума целевой функции.

*Ключевые слова:* генетический алгоритм, расходные характеристики, оптимизация, энергоблок.

*Для цитирования:* Мерзликина Е.И., Щедеркина Т.Е. Генетический алгоритм оптимизации в задаче распределения нагрузки тепловой электростанции // Вестник МЭИ. 2018. № 1. С. 22—28. DOI: 10.24160/1993-6982-2018-1-22-28.

## A Genetic Optimization Algorithm as Applied to the Power Plant Load Distribution Problem

E.I. Merzlikina, T.E. Shchederkina

The article discusses a genetic optimization algorithm and its application for the problem of distributing the total electric and thermal loads of a power plant among the operating units of a combined heat and power plant (CHP) and the total electric load among the operating units of a condensing thermal power plant (CTPP). The need to solve this problem is stemming from the fact that, on the one hand, the power plants operate presently for a significant period of time with a load below its nominal level and, on the other hand, the saving of fuel and energy has become a real challenge under the present economic and environmental conditions.

The mathematical models of the fuel consumption characteristics of power units (obtained from the results of thermal tests and having the form of second-order polynomials) are used as initial data for the analysis, and constraints are imposed on the total electric and thermal loads and on the loads of individual power units which are determined by the equipment operation process schedule.

A case is presented in which some of the leading coefficients in the model polynomials are negative, i.e., the Lagrange multiplier method is not applicable. The overall consumption of fuel for the operating units is used as the objective function. For a specified composition of power plant equipment, the optimum loads of the power units are determined using a genetic algorithm, and the advantages of the genetic algorithm method in comparison with other methods used for solving this problem (e.g., the dynamic programming method and the Lagrange multiplier method) are shown. The genetic algorithm embodiment as applied to the considered case is presented (the problem for the CTPP was solved for a five-unit plant, and that for the CHP was solved for a three-unit plant). The article describes how the initial population is generated, how the crossing operation is carried out, how the least suited population members are rejected, and how new members are included in the population. Calculations for a few CTPP and CHP total loading cases are carried out. It is shown that application of the genetic algorithm for solving the formulated problem makes it possible to obtain economic gains due to determining the optimum power unit loadings. The economic gain for the CTPP for the total fuel consumption per hour in comparison with the uniformly distributed load is on average 2.3 %, and the gain for the CHP is up to 11 % for the same conditions. Recommendations on using the genetic algorithm in searching for the objective function minimum are given.

*Key words:* genetic algorithm, consumption characteristics, optimization, power unit.

*For citation:* Merzlikina E.I., Shchederkina T.E. A Genetic Optimization Algorithm as Applied to the Power Plant Load Distribution Problem. MPEI Vestnik. 2018;1:22—28. (in Russian). DOI: 10.24160/1993-6982-2018-1-22-28.

## Введение

Оптимальное распределение суммарных значений электрических и тепловых нагрузок между работающими энергоблоками является одной из приоритетных задач верхнего уровня автоматизации электростанции. Однако реализация данной подсистемы автоматизированной системы управления технологическими процессами (АСУ ТП) на современной тепловой электростанции (ТЭС) имеет много проблем.

Помимо известных трудностей поиска оптимального решения [1] внедрение подсистемы АСУ ТП по распределению суммарных электрических и тепловых нагрузок между генерирующими энергоблоками должно учитывать ряд моментов: оперативное определение и коррекцию расходных характеристик оборудования на заданном временном интервале; получение математических моделей расходных характеристик с вероятностной оценкой точности и достоверности; выявление и учет влияющих факторов в математических моделях расходных характеристик; обоснование алгоритма поиска оптимального решения по заданному критерию с учетом технологических ограничений; наличие интегрированной АСУ ТП электростанции; разработку прикладного программного обеспечения. В совокупности наличие указанных проблем во многом объясняет сложности внедрения этой подсистемы.

В последнее время значительное внимание уделяется работе энергоблоков атомных электростанций (АЭС) в переменных режимах работы [2], что также требует обоснования методов поиска оптимального решения при покрытии суточного графика нагрузки АЭС.

В качестве известных и наиболее часто рассматриваемых методов используются метод неопределенных множителей Лагранжа, градиентный, деформируемого многогранника, динамического программирования [3]. Каждый из них обладает рядом достоинств и недостатков.

Метод неопределенных множителей Лагранжа можно использовать для поиска оптимального решения лишь при условии, если каждый из работающих энергоблоков имеет характеристику относительных приростов расходов топлива в виде возрастающей или постоянной зависимостей от электрической мощности. Только в этом случае утверждаемое равенство относительных приростов энергоблоков будет соответствовать оптимальным электрическим нагрузкам и минимальному критерию оптимизации. Однако часто это условие нарушается и применение метода Лагранжа дает результаты, которые нельзя рекомендовать в качестве оптимальных нагрузок энергоблоков.

Метод динамического программирования не предъявляет каких-либо ограничений на вид характеристик энергоблоков и в этом его основное преимущество, но поиск оптимального решения данным методом требует больших временных затрат, что существенно при значительном количестве варьируемых переменных, ка-

ковыми являются тепловые и электрические нагрузки энергоблоков [4, 5].

Метод генетического алгоритма в сочетании с методом деформируемого многогранника при оптимизации режимов работы оборудования ТЭС с парогазовыми установками описан в [6].

Рассмотрим решение задачи оптимизации при распределении нагрузок тепловой электростанции с помощью генетического алгоритма. Метод исследован с точки зрения его работоспособности при поиске оптимальных нагрузок энергоблоков.

## Постановка задачи

Требуется распределить заданную диспетчерским графиком электрическую нагрузку для ТЭС с конденсационными энергоблоками или электрическую и тепловую нагрузки для ТЭС с теплофикационными энергоблоками таким образом, чтобы суммарный расход топлива на все энергоблоки был минимальным и выполнялись все накладываемые ограничения.

Целевая функция для конденсационного и теплофикационного энергоблоков имеет вид:

$$B_{\text{сум}} = \sum_{i=1}^n B_i(N_i) \rightarrow \min;$$

$$B_{\text{сум}} = \sum_{i=1}^n B_i(N_i, Q_i) \rightarrow \min,$$

где  $B_{\text{сум}}$  — суммарный расход топлива на станцию;  $B_i(N_i)$ ,  $B_i(N_i, Q_i)$  — расходы топлива на  $i$ -й энергоблок КЭС и ТЭС;  $N_i$ ,  $Q_i$  — активная мощность и тепловая нагрузка  $i$ -го энергоблока;  $n$  — количество работающих блоков.

При распределении суммарных нагрузок ТЭС следует учесть ограничения

по балансу генерируемых мощностей:

$$N_{\text{сум}} - \sum_{i=1}^n N_i = 0;$$

$$Q_{\text{сум}} - \sum_{i=1}^n Q_i = 0;$$

по технологически допустимым электрическим мощностям и тепловым нагрузкам каждого энергоблока:

$$N_{\min,i} \leq N_i \leq N_{\max,i};$$

$$Q_{\min,i} \leq Q_i \leq Q_{\max,i}.$$

где  $T_{\text{сум}}$ ,  $Q_{\text{сум}}$  — заданные суммарные электрическая и тепловая нагрузки ТЭС.

Рассмотрим генетический алгоритм и возможность его использования в поставленной задаче.

Генетический алгоритм является методом решения задач оптимизации, основанным на моделировании происходящих в природе процессов эволюции и естественного отбора. Подобные идеи высказывались еще

в 50 гг. XX в., однако их широкое распространение началось двадцатью годами позже, чему способствовали работы Джона Холланда [7]. В настоящее время этот метод используется для решения задачи оптимизации в различных областях — от информационных технологий [8] до энергетики, где с помощью него решают задачи распределения выработки электроэнергии в энергосистеме [9] и синтеза систем автоматического управления [7, 10].

Классический генетический алгоритм заключается в следующем. В пространстве возможных решений генерируется некоторая «популяция» особей, т. е. семейство решений. Каждая особь характеризуется функцией приспособленности (целевой функцией). Кроме того, особь (возможное решение) описывается состоящей из генов хромосомой, кодирующей некоторый набор признаков. Гены могут кодироваться с помощью двоичных кодов (получаются так называемые бинарные хромосомы) или с помощью десятичных кодов (естественные хромосомы).

Данная популяция может подобно популяции в живой природе эволюционировать из поколения в поколение посредством «скрещивания» (кроссовера) и «мутации» особей. Таким образом, происходит процесс «эволюции», который останавливается, если пройдено заданное число поколений или достигнуто оптимальное значение функции приспособленности (в этом случае данное значение должно быть известно), или, если целевая функция перестала изменяться.

В процессе эволюции выживают наиболее приспособленные особи, т. е. в популяции сохраняются только те решения, которые соответствуют наилучшему значению целевой функции (в рассматриваемой задаче —

минимальному значению). При эволюции популяция преобразуется с помощью генетических операторов мутации и скрещивания, при этом оператор скрещивания применяется чаще, чем оператор мутации (в живой природе вероятность подвергнуться мутации также весьма невелика). Скрещивание может происходить посредством различных стратегий, например можно скрещивать только особи с наибольшей приспособленностью или же любые особи, выбранные из популяции случайным образом.

Задачей генетического алгоритма является получение особи с наилучшей приспособленностью, т. е. поиск решения, обеспечивающего минимум целевой функции.

В задаче распределения нагрузки особи — это возможные варианты распределения нагрузки. Особи (хромосомы) состоят из генов, каждый ген в рассматриваемой задаче — это электрическая или тепловая нагрузка какого-либо блока.

Для случая КЭС гены — это электрические мощности каждого блока, а в случае ТЭЦ — электрические и тепловые нагрузки каждого блока.

Существует несколько генетических операторов, действий, которые могут выполняться с хромосомами в процессе эволюции. Для решения настоящей задачи применяется оператор одноточечного скрещивания (кроссовера), схема которого показана на рис. 1.

Точка скрещивания выбирается случайным образом, все гены первого родителя, находящиеся до этой точки, достаются первому потомку, а находящиеся после — второму. Со вторым родителем происходит наоборот: все гены, находящиеся до точки скрещивания, достаются второму потомку, после точки скрещивания —

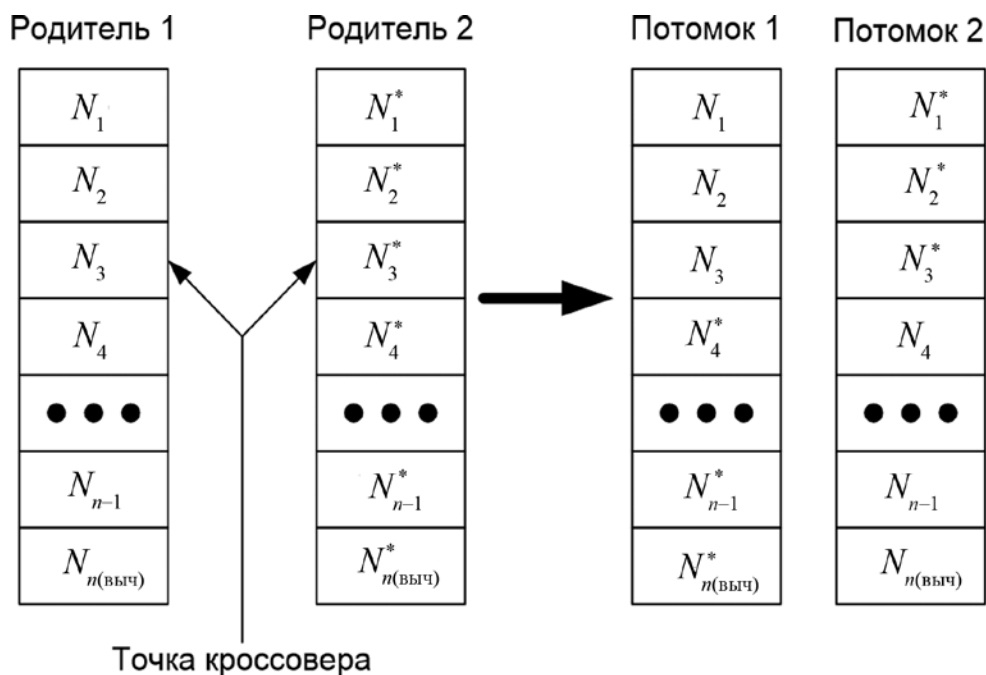


Рис. 1. Схема одноточечного скрещивания

первому. Из двух получившихся потомков в популяцию вносят одного самого приспособленного, либо выбранного случайным образом. На каждом цикле генетического алгоритма из популяции исключают 10...20 % наименее приспособленных особей, на место которых записывают полученных при скрещивании потомков. Таким образом, создается новая популяция.

Затем проверяется условие остановки работы алгоритма и, если условие выполнено, отбирается наиболее приспособленная особь, то есть решение, обеспечивающее минимум целевой функции. Если условие остановки не выполнено, то алгоритм повторяется заново. Схема генетического алгоритма приведена на рис. 2.



Рис. 2. Схема генетического алгоритма

Существуют различные условия остановки работы алгоритма, если пройдено заданное число поколений или значения целевой функции на соседних шагах отличаются не более чем на определенную величину. Если распределяются несколько видов ресурсов (например решается задача для ТЭЦ), то усложнения алгоритма не происходит, меняется лишь количество генов у входящих в популяцию хромосом, сам же алгоритм остается прежним.

### Исходные данные

Для расчета оптимальных электрических нагрузок энергоблоков КЭС приняты фактические расходные характеристики пяти энергоблоков с котлами ТП-108, ТМ-104, представленные на рис. 3. Минимальная мощность каждого энергоблока составляет 80 МВт, максимальная — 200 МВт.

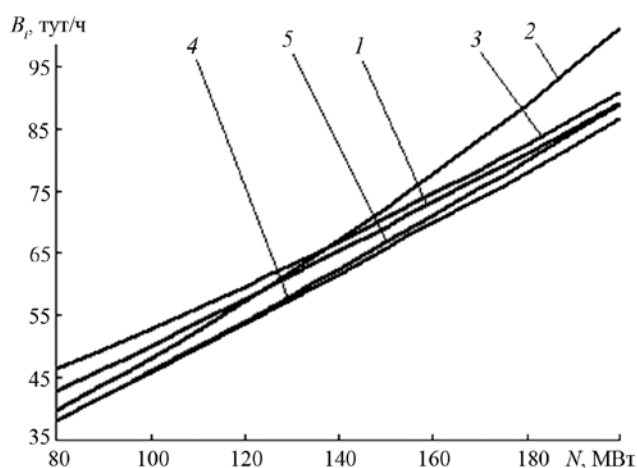


Рис. 3. Расходные характеристики конденсационных энергоблоков:

1 —  $B_1(N_1)$ ; 2 —  $B_2(N_2)$ ; 3 —  $B_3(N_3)$ ; 4 —  $B_4(N_4)$ ; 5 —  $B_5(N_5)$

Расходные характеристики для блоков КЭС описываются полиномом второго порядка

$$B_i(N_i) = A_{0,i} + A_{1,i}N_i + A_{11,i}N_i^2,$$

где  $A_{i,j}$  — коэффициенты расходной характеристики.

Расходные характеристики для теплофикационных энергоблоков выглядят следующим образом

$$B_i(N_i, Q_i) = A_{0,i} + A_{1,i}N_i + A_{2,i}Q_i + A_{11,i}N_i^2 + A_{22,i}Q_i^2 + A_{12,i}N_iQ_i.$$

Коэффициенты расходных характеристик для теплофикационных блоков с турбинами ПТ-80/100-130 приведены в табл. 1.

Минимальная электрическая мощность каждого блока составляет 50 МВт, максимальная — 85 МВт, минимальная тепловая нагрузка каждого блока — 70 ГКал/ч, максимальная — 120 ГКал/ч.

Таблица 1

## Коэффициенты расходных характеристик теплофикационных блоков

Номер блока	$A_0$	$A_1$	$A_{11}$	$A_2$	$A_{22}$	$A_{12}$
1	32,374	-0,404	0,015	0,071	0,005688	-0,017
2	28,977	-0,219	0,002611	-0,086	0,0003825	0,0001884
3	21,638	-0,382	0,005474	0,214	0,000802	0,001213

## Решение задачи оптимизации с помощью генетического алгоритма

Проведены расчеты для конденсационных энергоблоков с расходными характеристиками, представленными на рис. 3. При распределении суммарной нагрузки между работающими блоками поиск оптимального решения прекращается, если пройдено заранее заданное число поколений.

Результаты расчетов приведены в табл. 2. Диапазон суммарной варьируемой нагрузки составляет 450...900 МВт. Различие в расходных характеристиках (см. рис. 3) приводит к различным рекомендациям по загрузке энергоблоков, удовлетворяющим минимальному суммарному расходу топлива  $B_{\text{онт}}$ , т/ч. Экономия часового суммарного расхода топлива по сравнению с равномерным  $B_{\text{равни}}$  распределением суммарной нагрузки достигает в среднем 2,27 %.

В табл. 3 показано сравнение затрат часового расхода топлива при равномерном и оптимальном распределении нагрузок между однотипными блоками. По результатам проведенного расчета экономия суммарного часового расхода топлива при покрытии суммарных электрических и тепловых нагрузок лежит в пределах от 0,4 до 11,3 %.

## Заключение

Рассмотрен генетический алгоритм оптимизации и оценена его работоспособность при решении задачи оптимального распределения суммарных нагрузок электростанции между работающими энергоблоками.

Данный алгоритм лишен недостатков, присущих методам неопределенных множителей Лагранжа и динамического программирования. Можно утверждать,

что по сравнению с методом динамического программирования Беллмана он проще в реализации на вычислительной технике. Его вид и принцип работы не зависят от размерности задачи, т. е. от количества распределяемых ресурсов.

Следует отметить, что получаемое оптимальное решение зависит от набранной случайным образом начальной популяции. Расчеты показывают что, эффект от оптимизации достигается и при произвольной начальной популяции.

## Литература

1. Аракелян Э.К. и др. Методические подходы к оптимальному управлению режимами работы ТЭЦ со сложным составом оборудования // Теплоэнергетика. 2012. № 10. С. 12—18.
2. Kilić A.N. Safety Assurance of NPP with VVER // Proc 9<sup>th</sup> Intern. Sci. and Tech. Conf. Considerations on Design and Operation of NPP in Flexible (Non-baseload) Mode (Overview of the IAEA Guideline). Podolsk, 2015. P. 28.
3. Аракелян Э.К., Пикина Г.А. Оптимизация и оптимальное управление. М.: Изд-во МЭИ, 2003.
4. Мерзликина Е.И. Оптимизация распределения тепловых и электрических нагрузок между энергоблоками ТЭС с учетом неопределенности исходной информации: дисс....канд. тех. наук. М.: МЭИ, 2004.
5. Щедеркина Т.Е., Мерзликина Е.И. Учет неопределенности исходных данных при решении задачи статической оптимизации // Вестник МЭИ. 2006. № 3. С. 22—28.
6. Болонов В.О., Аракелян Э.К. Оптимальное управление режимами работы оборудования ТЭЦ с ПГУ // Теплоэнергетика. 2007. № 11. С. 69—77.

Таблица 2

## Распределение электрической нагрузки между энергоблоками КЭС с помощью генетического алгоритма

$N_{\Sigma}$ , МВт	$N_1$ , МВт	$N_2$ , МВт	$N_3$ , МВт	$N_4$ , МВт	$N_5$ , МВт	$B_{\text{онт}} / B_{\text{равни}}$
450	94	85	111	80	80	0,093
500	103	108	129	80	80	0,986
600	142	137	161	80	80	0,937
700	186	158	196	80	80	0,963
800	183	198	200	139	80	0,968
900	198	200	192	168	142	0,981

Таблица 3

Распределение электрической и тепловой нагрузки по энергоблокам ТЭЦ с помощью генетического алгоритма

$Q_{\Sigma}$ , ГКал/ч	$N_{\Sigma}$ , МВт	Блок 1		Блок 2		Блок 3		$B_{\text{опт}}/B_{\text{равн}}$
		$N_1$ , МВт	$Q_1$ , ГКал/ч	$N_2$ , МВт	$Q_2$ , ГКал/ч	$N_3$ , МВт	$Q_3$ , ГКал/ч	
210	180	58	70	66	70	56	70	0,996
	200	60	70	80	70	60	70	0,984
	220	63	70	85	70	72	70	0,967
	240	70	70	85	70	85	70	0,964
	250	80	70	85	70	85	70	0,982
240	180	73	100	56	70	51	70	0,977
	200	73	100	69	70	58	70	0,968
	220	78	100	77	70	65	70	0,950
	240	82	100	85	70	73	70	0,930
	250	81	100	85	70	84	70	0,928
270	180	76	105	54	95	50	70	0,968
	200	81	110	66	90	53	70	0,970
	220	77	99	80	101	63	70	0,976
	240	84	116	85	84	71	70	0,944
	250	82	115	85	70	83	85	0,952
300	180	82	115	85	70	83	85	0,952
	200	84	116	59	75	57	109	0,972
	220	80	106	78	110	62	84	0,987
	240	81	110	85	74	74	116	0,970
	250	80	109	85	71	85	120	0,974
330	180	80	113	50	97	50	120	0,922
	200	84	110	50	100	66	120	0,963
	220	78	99	74	111	68	120	0,986
	240	81	109	85	101	74	120	0,983
	250	81	114	85	96	84	120	0,991
360	180	80	120	50	120	50	120	0,887
	200	84	120	56	120	60	120	0,924
	220	84	120	71	120	65	120	0,957
	240	84	120	85	120	71	120	0,981
	250	84	120	85	120	81	120	0,995

7. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия — Телеком, 2006.

8. Aruna Y., Sanjeev K. Genetic Algorithm for Optimizing Load Distribution on Video on Demand Servers // Intern. J. Sci. Eng. Research. 2012. V. 3. Iss. 6.

9. Sedighzadeh M., Rezazadeh A. Using Genetic Algorithm for Distributed Generation Allocated to Reduce Losses and Improve Voltage Profile // World Academy of Science, Engineering and Technology. 2008. V. 37. Pp. 251—256.

10. Tan K.C., Li Y. Performance-based Control System Design Automation via Evolutionary Computing // Engineering Appl. of Artificial Intelligence. 2001. V. 14. Pp. 473—486.

## References

1. Arakelyan E.K. i dr. Metodicheskie Podkhody k Optimal'nomu Upravleniyu Rezhimami Raboty TETS so Slozhnym Sostavom Oborudovaniya. Teploenergetika. 2012;10:12—18. (in Russian).

2. Kilic A.N. Safety Assurance of NPP with VVER. Proc 9<sup>th</sup> Intern. Sci. and Tech. Conf. Considerations on Design and Operation of NPP in Flexible (Non-baseload) Mode (Overview of the IAEA Guideline). Podolsk, 2015:28.

3. Arakelyan E.K., Pikina G.A. Optimizatsiya i Optimal'noe Upravlenie. M.: Izd-vo MPEI, 2003. (in Russian).

4. **Merzlikina E.I.** Optimizatsiya Raspredeleniya Teplovykh i Elektricheskikh Nagruzok Mezhdru Energo-blokami TES s Uchetom Neopredelennosti Iskhodnoy Informatsii: Diss....Kand. Tekh. Nauk. M.: MPEI, 2004. (in Russian).

5. **Shchederkina T.E., Merzlikina E.I.** Uchet Neopredelennosti Iskhodnykh Dannyykh pri Reshenii Zadachi Statischeckoy Optimizatsii. Vestnik MPEI. 2006;3:22—28. (in Russian).

6. **Bolonov V.O., Arakelyan E.K.** Optimal'noe Upravlenie Rezhimami Raboty Oborudovaniya TETS s PGU. Teploenergetika.2007;11:69—77. (in Russian).

7. **Rutkovskaya D., Pilin'skiy M., Rutkovskiy L.** Neyronnye Seti, Geneticheskie Algoritmy i Nechetkie Sistemy. M.: Goryachaya Liniya — Telekom, 2006. (in Russian).

8. **Aruna Y., Sanjeev K.** Genetic Algorithm for Optimizing Load Distribution on Video on Demand Servers. Intern. J. Sci. Eng. Research. 2012;3:6.

9. **Sedighzadeh M., Rezazadeh A.** Using Genetic Algorithm for Distributed Generation Allocated to Reduce Losses and Improve Voltage Profile. World Academy of Science, Engineering and Technology. 2008;37:251—256.

10. **Tan K.C., Li Y.** Performance-based Control System Design Automation via Evolutionary Computing. Engineering Appl. of Artificial Intelligence. 2001;14:473—486.

---

#### Сведения об авторах

---

**Мерзликina Елена Игоревна** — кандидат технических наук, доцент кафедры автоматизированных систем управления тепловыми процессами НИУ «МЭИ», e-mail: MerzlikinaEI@mpei.ru

**Щедеркина Татьяна Евгеньевна** — кандидат технических наук, доцент кафедры автоматизированных систем управления тепловыми процессами НИУ «МЭИ», e-mail: ShchederkinaTY@mpei.ru

---

#### Information about authors

---

**Merzlikina Elena I.** — Ph.D. (Techn.), Assistant Professor of Automated Control Systems for Thermal Processes Dept., NRU MPEI, e-mail: MerzlikinaEI@mpei.ru

**Shchederkina Tatyana E.** — Ph.D. (Techn.), Assistant Professor of Automated Control Systems for Thermal Processes Dept., NRU MPEI, e-mail: ShchederkinaTY@mpei.ru

*Статья поступила в редакцию 23.03.2017*