

УДК 621.3.01

Б. И. Кузнецов, Т. Б. Никитина, доктора техн. наук,  
В. В. Коломиец, канд. техн наук,  
В. В. Хоменко

## МНОГОКРИТЕРИАЛЬНАЯ СТОХАСТИЧЕСКАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ МУЛЬТИРОЕМ ЧАСТИЦ АНИЗОТРОПИЙНЫХ РЕГУЛЯТОРОВ МНОГОМАССОВЫХ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМ С ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТЬЮ

**Аннотация.** Разработан метод решения задачи многокритериального синтеза анизотропийных регуляторов многомассовых электромеханических систем с параметрической неопределенностью на основе построения Парето оптимальных решений с помощью алгоритмов стохастической мультиагентной оптимизации мультироем частиц, что позволяет существенно сократить время решения задачи и удовлетворить разнообразным требованиям, которые предъявляются к работе многомассовых электромеханических систем в различных режимах.

**Ключевые слова:** многомассовая электромеханическая система, параметрическая неопределенность, анизотропийный регулятор, многокритериальный синтез, стохастическая мультиагентная оптимизация, мультироем частиц

B. Kuznetsov ScD., T. Nikitina ScD.,

V. Kolomiets PhD.,

V. Khomenko

## MULTIOBJECTIVE STOCHASTIC OPTIMIZATION BY PARTICLE MULTISWARM OF ANISOTROPIC REGULATORS OF MULTIMASS ELECTROMECHANICAL SYSTEMS WITH PARAMETRIC UNCERTAINTY

**Abstract.** Developed a method for solving the problem of anisotropic regulators multiobjective synthesis of multi-mass electromechanical systems with parametric uncertainty based on the construction of the Pareto-optimal solutions with help of multi-agent stochastic particle multiswarm optimization, which can significantly reduce the time for solving the problem and meet the diverse requirements that apply to the work of multimass electromechanical systems in different modes.

**Keywords:** multimass electromechanical system, parametric uncertainty, anisotropic regulator, multiobjective synthesis, stochastic multiagent optimization, particle multiswarm

Б. И. Кузнецов, Т. Б. Нікітіна, доктора техн. наук,

В. В. Коломієць, канд. техн. наук,

В. В. Хоменко

## БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНА СТОХАСТИЧНА ОПТИМІЗАЦІЯ МУЛЬТИРОЄМ ЧАСТОК АНІЗОТРОПІЙНИХ РЕГУЛЯТОРІВ БАГАТОМАСОВИХ ЕЛЕКТРОМЕХАНІЧНИХ СИСТЕМ ІЗ ПАРАМЕТРИЧНОЮ НЕВІЗНАЧЕНІСТЮ

**Анотація.** Розроблено метод розв'язання задачі багатокритеріального синтезу анізотропійних регуляторів багатомасових електромеханічних систем із параметричною невізначеністю на основі побудови Парето оптимальних рішень за допомогою алгоритмів стохастичної мультиагентної оптимізації мультироєм часток, що дозволяє істотно зменшити час вирішення задачі і задовільнити різноманітним вимогам, які пред'являються до роботи багатомасових електромеханічних систем в різних режимах.

**Ключові слова:** багатомасова електромеханічна система, параметрична невізначеність, анізотропійний регулятор, багатокритеріальний синтез, стохастична мультиагентна оптимізація, мультироем часток

**Введение.** К проектируемым многомассовым электромеханическим системам управления обычно предъявляются весьма разнообразные и часто противоречивые требования при работе системы в различных режимах и при различных внешних воздействиях [1 – 2]. Одни и те же показатели качества в различных режимах работы могут сильно отличаться. Так, например, время регулирования при малых и больших перемещениях рабочего органа может отличаться на порядок. Причем, при малых перемещениях рабочего

органа время регулирования определяется динамикой регуляторов, а при больших перемещениях время регулирования определяется энергетическими характеристиками исполнительного двигателя – максимальными значениями его момента и скорости вращения. Влияние сухого трения на валах исполнительного двигателя и рабочего органа проявляется, в основном, при движении с малой скоростью и вызывает неравномерность движения, что приводит к ухудшению технических характеристик системы. А при движении с большой скоростью влияние сухого трения практически не оказывает влияние на показатели качества системы.

Для рассматриваемых многомассовых электромеханических систем управления в большинстве практических случаев с помощью типовых ПИД регуляторов не удается выполнить технические требования, предъявляемые к системе, что обуславливает применение более сложных регуляторов и современных методов их синтеза и, в частности, робастного управления. В настоящее время интенсивно развиваются подходы к синтезу робастных систем управления, с помощью которых минимизируется  $H_\infty$  либо анизотропийная норма вектора цели управления [3]. Такие системы имеют существенно более высокие динамические характеристики и при этом обладают меньшей чувствительностью к изменению параметров объекта управления и внешних воздействий по сравнению с системами с типовыми регуляторами.

Таким образом, задача синтеза многомассовых электромеханических систем является многокритериальной [1 – 2]. Одним из возможных подходов к ее решению является сведение исходной многокритериальной задачи к однокритериальной с помощью принятой схемы компромиссов [1]. Для решения такой однокритериальной и, как правило, многоэкстремальной задачи, используются стохастические мультиагентные методы оптимизации, которые показали высокую эффективность при решении разнообразных задач оптимизации [4 – 7]. Такой подход формально позволяет решить исходную многокритериальную задачу, однако вся сложность получения конечного решения ложится на плечи ЛПР – лица, принимающего решения в виде диалоговой процедуры, включающей большое количество итераций.

Целью данной работы является разработка метода решения задачи многокритериального синтеза анизотропийных регуляторов многомассовых электромеханических систем на основе построения Парето оптимальных решений с помощью алгоритмов стохастической мультиагентной оптимизации мультироем частиц. Это позволяет сократить время определения параметров анизотропийных регуляторов многомассовых электромеханических систем и удовлетворить разнообразным требованиям, которые предъявляются к работе многомассовых электромеханических систем в различных режимах.

**Постановка задачи.** Задача многокритериальной оптимизации многомассовых электромеханических систем управления в общем виде может быть сформулирована [1 – 2] в виде задачи оптимизации векторной функции

$$\bar{f}(\bar{x}) = [f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}) \dots f_k(\bar{x})]^T, \quad (1)$$

с учетом ограничений на управление и переменные состояния

$$\bar{G}(\bar{x}) \leq \bar{G}_{\max}, \quad \bar{H}(\bar{x}) = \bar{0}, \quad (2)$$

где компонентами  $f_i(\bar{x})$  векторного критерия  $\bar{f}(\bar{x})$  являются локальные критерии оптимизации многомассовой электромеханической системы, такие как время первого согласования, время регулирования, перерегулирование и т.д. Причем, эти показатели качества рассчитываются для различных режимов рабо-

ты системы и для различных наборов значений параметров объекта управления. Компонентами вектора искомых параметров  $\bar{x}$  являются элементы матриц, с помощью которых формируется вектор цели стохастического робастного управления, и определяют динамику синтезированной системы с анизотропийными регуляторами.

Заметим, что векторная целевая функция (1) и ограничения (2) являются нелинейными и их вычисление сводится к решению задачи синтеза анизотропийных регуляторов, с помощью которых минимизируется средняя анизотропия системы. На каждой итерации необходимо решить четыре алгебраических уравнений Риккати, уравнение Ляпунова и вычислить уровень анизотропии входного сигнала по выражению специального вида [8 – 9]. Затем для синтезированной системы с анизотропийными регуляторами необходимо выполнить моделирование с учетом нелинейностей объекта управления, изменения параметров объекта управления в ходе работы системы в различных режимах и определить значения локальных критериев векторной целевой функции (1) и ограничений (2).

**Метод решения.** Для корректного решения задачи многокритериальной оптимизации необходимо знать векторный критерий качества (1), ограничения (2) и бинарные отношения предпочтений компонент векторного критерия. Использование Парето оптимальных решений для решения исходной многокритериальной задачи позволяет существенно сократить область искомых параметров за счет выделения множества неулучшаемых решений. Для построения фронта Парето оптимальных решений воспользуемся бинарными отношениями предпочтений компонент векторного критерия. Использование Парето оптимального подхода позволяет построить не одно, а множество недоминантных решений, которые не могут быть одновременно улучшены для всех компонент векторного критерия. Такой подход позволяет существенно сузить область возможных оптимальных решений исходной задачи многокритериальной оптимизации и, следовательно, уменьшить трудоемкость лица, принимающего решение по выбору единственного варианта оптимального решения.

Применение стохастических мультиагентных методов оптимизации [4 – 7] для решения многокритериальных задач на сегодняшний день вызывает определенные трудности, и это направление продолжает интенсивно развиваться [10 – 15]. Для решения исходной многокритериальной задачи нелинейного программирования (1) с ограничениями (2) используются алгоритмы на основе стохастической мультиагентной оптимизации на основе множества роев частиц, количество которых равно количеству компонент векторного критерия оптимизации. Рассмотрим алгоритм нахождения множества Парето-оптимальных решений многокритериальных задач нелинейного программирования на основе стохастической мультиагентной оптимизации. На сегодняшний день разработано большое количество алгоритмов оптимизации роем частиц – PSO алгоритмов на

основе идеи коллективного интеллекта роя частиц, такие как gbest PSO и lbest PSO алгоритмы [4 – 7]. Практически все эти алгоритмы могут быть описаны следующим выражением для изменения положения и скорости движения  $i$ -й частицы [4]

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[y_{ij}^*(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[y_j^*(t) - x_{ij}(t)], \quad (3)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1), \quad (4)$$

где  $x_{ij}(t)$ ,  $v_{ij}(t)$  – положение и скорость  $i$ -й частицы в  $j$  измерении;  $c_1$  и  $c_2$  – положительные константы, определяющие веса когнитивной и социальной компонент скорости движения частицы;  $r_{1j}(t)$  и  $r_{2j}(t)$  – случайные числа из диапазона  $[0,1]$ , определяющие стохастическую составляющую компонент скорости движения частицы.

Здесь  $y_{ij}(t)$  и  $y_j^*$  – наилучшие локальное – lbest и глобальное – gbest положения  $i$ -й частицы, найденные соответственно только одной  $i$ -й частицей и всеми частицами роя.

С помощью такого алгоритма (3) – (4) решается задача оптимизации одного скалярного критерия. Для решения задач многокритериальной оптимизации с помощью алгоритмов стохастической мультиагентной оптимизации используется мультирай, состоящий из нескольких роев, количество которых равно количеству компонент векторного критерия оптимизации. При этом с помощью отдельных роев решаются задачи оптимизации скалярных критериев, являющихся компонентами векторного критерия оптимизации. Однако, в ходе поисков оптимальных решений локальных критериев, отдельные рои обмениваются информацией между собой с целью получения оптимального решения исходной многокритериальной задачи.

Построим алгоритм оптимизации мультирайом частиц с эволюционным формированием состава популяции для различных типов целевых функций при наличии нескольких частных критериев на основе векторно-оценочного алгоритма стохастической мультиагентной оптимизации [14]. Каждый рой оптимизирует свою целевую функцию, однако для вычисления скорости движения частиц одного роя используется другой рой, так что скорости движения частиц определяются следующими выражениями

$$S_1 v_{ij}(t+1) = w S_1 v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(S_1 y_{ij}(t) - S_1 x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(S_2 y_i^*(t) - S_1 x_{ij}(t)), \quad (5)$$

$$S_2 v_{ij}(t+1) = w S_2 v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(S_2 y_{ij}(t) - S_2 x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(S_1 y_i^*(t) - S_2 x_{ij}(t)), \quad (6)$$

где подпопуляции  $S_1$  и  $S_2$  оптимизируют локальные целевые функции  $f_1$  и  $f_2$  векторного критерия оптимизации (1). Использование коэффициента инерции  $w$  позволяет улучшить качество процесса оптимизации.

Алгоритм (5) – (6) позволяет выделить все потенциальные Парето оптимальные решения.

**Выводы.** На основе построения Парето оптимальных решений с помощью алгоритмов стохастической мультиагентной оптимизации мультирайом частиц разработан метод решения многокритериальной задачи нелинейного программирования с ограничениями, к которой сводится синтез анизотропийных регуляторов многомассовых электромеханических систем. Это позволяет сократить время решения задачи и удовлетворить разнообразным требованиям, которые предъявляются к работе многомассовых электромеханических систем в различных режимах.

Анизотропийные регуляторы являются линейными регуляторами по вектору состояния исходной линейной системы, восстановленному с помощью линейных анизотропийных наблюдателей. Однако при многокритериальном синтезе учитывается наличие существенных нелинейностей объекта управления, таких как сухое трение на валах двигателя и рабочего механизма. Кроме того, естественно, учитываются изменения параметров объекта управления в ходе работы системы. Поэтому анализ синтезированных систем проводится с учетом всех этих факторов.

Синтезированы анизотропийные регуляторы многомассовых электромеханических следящих систем и систем стабилизации. Результаты сравнений динамических характеристик синтезированных систем показали, что применение анизотропийных регуляторов позволило уменьшить ошибку компенсации случайного внешнего возмущения, сократить время регулирования и снизить чувствительность системы к изменению параметров объекта управления по сравнению с системами с типовыми регуляторами.

#### Список использованной литературы

1. Кузнецов Б. И. Многокритериальный синтез анизотропийных регуляторов многомассовых электромеханических систем / Б. И. Кузнецов, Т. Б. Никитина, М. О. Татарченко, В. В. Хоменко // Технічна електродинаміка. – 2014. – № 4. – С. 105 – 107.
2. Liu G.P., Yang J.B., and Whidborne J.F., (2003), Multiobjective Optimization and Control, Research Studies Press Ltd, 320 p.
3. Diamond P., Vladimirov I.G., Kurdjukov A.P., and Semyonov A.V., (2001), Anisotropy – based Performance Analysis of Linear Discrete Time Invariant Control Systems, *Int. J. Control*, Vol. 74, pp. 28 – 42.
4. Kennedy J., Eberhart R.C., and Shi Y., (2001), Swarm Intelligence, San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers.
5. Clerc M., (2006), Particle Swarm Optimization, London: ISTE Ltd, 244 p.
6. Gazi V., and Passino K.M. (2011), Swarm Stability and Optimization, Springer, 318 p.
7. Xin-She Yang, Zhihua Cui, Renbin Xiao, Amir Hossein Gandomi, and Mehmet Karamanoglu, (2013), Swarm Intelligence and Bio-Inspired Computation: Theory and Applications, Elsevier Inc., 450 p.
8. Kurdukov A.P., Maximov E.A., and Tchaikovsky M.M., (2006), Computing Anisotropic Optimal Controller for System with Parametric Uncertainty via Homotopy – based Algorithm, *SicPro'06*, Moscow, Russian

Federation, ICS, CD-ROM.

9. Kurdukov A.P., Maximov E.A., and Tchaikovsky M.M., (2006), Homotopy Method for Solving Anisotropy-based Stochastic  $H_\infty$ -optimization Problem with Uncertainty, *Proc. 5th IFAC Symposium on Robust Control Design, Toulouse, France, CD-ROM*.

10. Zilzter Eckart, (1999), Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimizations: Methods and Applications, *Ph.D. Thesis Swiss Federal Institute of Technology, Zurich*.

11. Fonseca C.M., and Fleming P.J., (1995), An overview of Evolutionary Algorithms in Multiobjective Optimization, *Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 1, pp. 1 – 16.

12. Coello Coello C.A., (1999), A Comprehensive Survey of Evolutionary-based Multiobjective Optimization Techniques, *Knowledge and Information Systems*, Vol. 1, No. 3, pp. 269 – 308.

13. Coello Coello, Carlos A., Lechuga, and Maximo Salazar, (2002), MOPSO: a Proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimization, *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation*.

14. Hu Xiaohui, and Eberhart Russell C., (2002), Multiobjective Optimization using Dynamic Neighborhood Particle Swarm Optimization, *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation*.

15. Parsopoulos Konstantinos E., and Vrahatis, Michael N., (2002), Particle Swarms Optimization Method in Multiobjective Problems, *Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing*, pp. 603 – 607.

Получено 04.05.2015

#### References

1. Kuznetsov B.I., Nikitina T.B., Tatarchenko M.O., and Khomenko V.V. Mnogokriterial'nyj sintez anizotropijnyh reguljatorov mnogomassovyh jelektromechanicheskikh sistem [Multicriterion Anisotropic Regulators Synthesis by Multimass Electromechanical Systems], (2014), *Tehnickna Elektrodynamika*, Kiev, Ukraine, No. 4, pp. 105 – 107 (In Russian).
2. Liu G.P., Yang J.B., and Whidborne J.F., (2003), Multiobjective Optimization and Control, *Research Studies Press Ltd*, 320 p. (In English).
3. Diamond P., Vladimirov I.G., Kurdukov A.P., and Semyonov A.V., (2001), Anisotropy – based Performance Analysis of Linear Discrete Time Invariant Control Systems, *Int. J. Control*, Vol. 74, pp. 28 – 42.
4. Kennedy J., Eberhart R.C., and Shi Y., (2001), Swarm Intelligence, San Francisco: *Morgan Kaufmann Publishers* (In English).
5. Clerc M., (2006), Particle Swarm Optimization, London: *ISTE Ltd*, 244 p. (In English).
6. Gazi V., and Passino K.M. (2011), Swarm Stability and Optimization, Springer, 318 p. (In English).
7. Xin-She Yang, Zhihua Cui, Renbin Xiao, Amir Hossein Gandomi, and Mehmet Karamanoglu, (2013), Swarm Intelligence and Bio-Inspired Computation: Theory and Applications, *Elsevier Inc.*, 450 p. (In English).
8. Kurdukov A.P., Maximov E.A., and Tchaikovsky M.M., (2006), Computing Anisotropic Optimal Controller

for System with Parametric Uncertainty via Homotopy – based Algorithm, *SicPro'06*, Moscow, Russian Federation, ICS, CD-ROM.

9. Kurdukov A.P., Maximov E.A., and Tchaikovsky M.M., (2006), Homotopy Method for Solving Anisotropy-based Stochastic  $H_\infty$ -optimization Problem with Uncertainty, *Proc. 5th IFAC Symposium on R bust Control Design, Toulouse, France, CD-ROM*.

10. Zilzter Eckart, (1999), Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimizations: Methods and Applications, *Ph.D. Thesis Swiss Federal Institute of Technology, Zurich* (In English).

11. Fonseca C.M., and Fleming P.J., (1995), An overview of Evolutionary Algorithms in Multiobjective Optimization, *Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 1, pp. 1 – 16 (In English).

12. Coello Coello C.A., (1999), A Comprehensive Survey of Evolutionary-based Multiobjective Optimization Techniques, *Knowledge and Information Systems*, Vol. 1, No. 3, pp. 269 – 308 (In English).

13. Coello Coello, Carlos A., Lechuga, and Maximo Salazar, (2002), MOPSO: a Proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimization, *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* (In English).

14. Hu Xiaohui, and Eberhart Russell C., (2002), Multiobjective Optimization using Dynamic Neighborhood Particle Swarm Optimization, *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* (In English).

15. Parsopoulos Konstantinos E., and Vrahatis Michael N., (2002), Particle Swarms Optimization Method in Multiobjective Problems, *Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing*, pp. 603 – 607 (In English).



Кузнецов  
Борис Иванович,  
д.т.н., проф., зав. отделом проблем управления магнитным полем ИТПМ НАН Украины, г. Харьков, ул. Индустриальная 19, тел. 0505766900.  
E-mail: bikuznetsov@mail.ru



Нikitina  
Татьяна Борисовна,  
д.т.н., доц., зав. каф.  
общетехнических дисциплин Харьковского нац. автомобильно-дорожного ун-та.  
г. Харьков, ул. Петровского, 25.  
E-mail: tatjana5555@gmail.com



Коломиец  
Валерий Витальевич,  
к.т.н., доц., директор УНППИ УИПА, г.  
Харьков, ул. Университетская, 16.  
E-mail: pr.ETFUIPA@yandex.ru



Хоменко  
Виктор Витальевич,  
аспирант каф. электроэнергетики Украинской инженерно-педагогической академии, г. Харьков, ул. Университетская, 16.  
E-mail: vitman\_@mail.ru