

Т.Б. Никитина

ПАРЕТО-ОПТИМАЛЬНОЕ РЕШЕНИЕ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ЗАДАЧИ СИНТЕЗА РОБАСТНЫХ РЕГУЛЯТОРОВ МНОГОМАССОВЫХ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ МНОГОРОЕВОЙ СТОХАСТИЧЕСКОЙ МУЛЬТИАГЕНТНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

Удосконалено метод багатокритеріального синтезу робастного керування багатомасовими електромеханічними системами на основі побудови Парето-оптимальних рішень та з урахуванням бінарних відношень локальних критеріїв за допомогою алгоритмів багатороевої стохастичної мультиагентної оптимізації, що дозволяє істотно скоротити час вирішення задачі і задовольнити різноманітним вимогам, які пред'являються до роботи систем в різних режимах. Наведені результати порівнянь динамічних характеристик електромеханічних систем з синтезованими регуляторами. Бібл. 9, рис. 3.

Ключові слова: багатомасова електромеханічна система, багатокритеріальний синтез, багатороева стохастична мультиагентна оптимізація, Парето-оптимальне рішення.

Усовершенствован метод многокритериального синтеза робастного управления многомассовыми электромеханическими системами на основе построения Парето-оптимальных решений и с учетом бинарных отношений предпочтения локальных критериев с помощью алгоритмов многороевой стохастической мультиагентной оптимизации, что позволяет существенно сократить время решения задачи и удовлетворить разнообразным требованиям, которые предъявляются к работе систем в различных режимах. Приведены результаты сравнений динамических характеристик электромеханических систем с синтезированными регуляторами. Библ. 9, рис. 3.

Ключевые слова: многомассовая электромеханическая система, многокритериальный синтез, многороевая стохастическая мультиагентная оптимизация, Парето-оптимальное решение.

Введение. При создании новых поколений техники и новых технологий требуются системы автоматического управления, способные обеспечивать высокую точность при наличии интенсивных задающих и возмущающих воздействий, а также при изменении структуры и параметров систем в ходе их функционирования. К таким системам управления обычно предъявляются весьма разнообразные и часто противоречивые требования при работе системы в различных режимах и при различных внешних воздействиях: ступенчатых, линейно-изменяющихся, гармонических, случайных и т.д. [8, 9], так что задача синтеза таких систем по своей постановке является многокритериальной.

Постановка задачи и цель работы. Многокритериальный синтез робастного управления многомассовыми электромеханическими системами может быть сведен [8] к решению многокритериальной задачи нелинейного программирования, в которой векторная целевая функция

$$f(X) = [f_1(X), f_2(X), \dots, f_k(X)]^T \quad (1)$$

и ограничения на управления и переменные

$$G(X) \leq G_{\max}, \quad H(X) = 0. \quad (2)$$

Компонентами $f_i(X)$ векторного критерия (1) являются локальные критерии оптимизации многомассовой электромеханической системы, такие как время первого согласования, время регулирования, перерегулирование и т.д.

Компонентами вектора искоемых параметров X являются элементы весовых матриц, с помощью которых формируется вектор цели робастного управления [8].

Вычисление векторной целевой функции (1) и ограничений (2) носит алгоритмический характер и связан с решением задачи синтеза робастных регуля-

торов, с помощью которых минимизируется H_∞ норма вектора цели, и сводится к вычислению четырех алгебраических уравнений Риккати [8] для вычисления робастного регулятора и робастного наблюдателя в рамках четыре Риккати подхода к синтезу робастных систем. Решение задачи синтеза анизотропийных регуляторов, с помощью которых минимизируется средняя анизотропия системы, сводится к вычислению четырех алгебраических уравнений Риккати, уравнения Ляпунова и выражения специального вида для вычисления уровня анизотропии входного сигнала [9].

Решение многокритериальной задачи оптимизации путем сворачивания векторного критерия в скалярный с помощью весовых множителей [4, 5] фактически заменяет исходную проблему решения многокритериальной оптимизации на проблему выбора весовых множителей. Часто проблема корректного определения весовых множителей по сложности многократно превышает исходную проблему решения задачи многокритериальной оптимизации, так как для определения весовых множителей приходится многократно решать полученную задачу скалярной оптимизации при рутинной нагрузке лица, принимающего решение. Кроме того, полученная в результате такого преобразования скалярная целевая функция имеет участки типа «плато» и «оврагов», что требует для ее решения специальных алгоритмов, в то время как скалярные компоненты векторной целевой функции исходной задачи многокритериальной оптимизации являются достаточно гладкими.

На сегодняшний день закончена разработка теории корректного решения исходной задачи многокритериальной оптимизации на основе построения

Парето-оптимальных решений без процедуры сворачивания локальных критериев. Для нахождения глобального оптимума кроме задания векторной целевой функции и ограничений требуется еще задание бинарных отношений предпочтения локальных критериев оптимизации, являющихся компонентами исходного векторного критерия оптимизации. Для решения такой задачи на основе Парето-оптимальных решений в настоящее время наиболее успешно применяются алгоритмы многороевой стохастической мультиагентной оптимизации [1-3]. Наибольшую сложность при этом имеют задачи многокритериальной оптимизации с учетом ограничений [6, 7]. Рассмотрим один из вариантов построения такого алгоритма на основе нелинейных законов управления.

Целью работы является усовершенствование метода решения задачи многокритериального синтеза робастного управления многомассовыми электромеханическими системами на основе построения Парето-оптимальных решений и с учетом бинарных отношений предпочтения локальных критериев оптимизации с помощью многороевой стохастической мультиагентной оптимизации роem частиц, что позволяет сократить время определения параметров робастных регуляторов многомассовых электромеханических систем и удовлетворить разнообразным требованиям, которые предъявляются к работе таких систем в различных режимах.

Поиск множества Парето на основе многороевой стохастической мультиагентной оптимизации. Для корректного решения задачи многокритериальной оптимизации кроме векторного критерия оптимизации (1) и ограничений (2) необходимо еще иметь информацию о бинарных отношениях предпочтения локальных решений относительно друг друга [5]. Основой такого формального подхода является построение областей Парето-оптимальных решений. 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.

Задача нахождения минимума локального критерия $f_i(X)$ в рассматриваемом пространстве, как правило, является многоэкстремальной, содержащей локальные минимумы и максимумы, поэтому, для ее решения целесообразно использовать алгоритмы стохастической мультиагентной оптимизации [2]. Рассмотрим алгоритм нахождения множества Парето-оптимальных решений многокритериальных задач нелинейного программирования на основе стохастической мультиагентной оптимизации. На сегодняшний день разработано большое количество алгоритмов оптимизации роem частиц – PSO алгоритмов на основе идеи коллективного интеллекта роа частиц, такие как gbest PSO и lbest PSO алгоритмы [6]. Применение стохастических мультиагентных методов оптимизации для решения многокритериальных задач на сегодняшний день вызывает определенные трудности и это направление продолжает интенсивно развиваться [7]. Для решения исходной многокритериальной

задачи нелинейного программирования (1) с ограничениями (2) построим алгоритм стохастической мультиагентной оптимизации на основе множества роem частиц, количество которых равно количеству компонент векторного критерия оптимизации. В стандартном алгоритме оптимизации роem частиц изменение скоростей частиц осуществляется по линейным законам [6]. Для повышения скорости нахождения глобального решения в последнее время получили распространение специальные нелинейные алгоритмы стохастической мультиагентной оптимизации, предложенные в [1], в которых движение i -той частицы j -того роа описывается следующими выражениями

$$v_{ij}(t+1) = w_j v_{ij}(t) + c_{1j} r_{1j}(t) H(p_{1j} - \varepsilon_{1j}(t)) [y_{ij}^*(t) - x_{ij}(t)] + c_{2j} r_{2j}(t) H(p_{2j} - \varepsilon_{2j}(t)) [y_j^*(t) - x_{ij}(t)], \quad (3)$$

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

где $x_{ij}(t)$, $v_{ij}(t)$ – положение и скорость i -той частицы j -того роа; 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 -той частицы, найденные соответственно только одной i -той частицей и всеми частицами j -того роа. Использование коэффициента инерции w_j позволяет улучшить качество процесса оптимизации.

В качестве функции переключения H движения частицы соответственно к локальному $y_{ij}^*(t)$ и глобальному y_j^* оптимуму используется функция Хевисайда. Параметры переключения когнитивной p_{1j} и социальной p_{2j} компонент скорости движения частицы соответственно к локальному и глобальному оптимуму; случайные числа $\varepsilon_{1j}(t)$ и $\varepsilon_{2j}(t)$, определяют параметры переключения движения частицы соответственно к локальному и глобальному оптимуму. Если $p_{1j} < \varepsilon_{1j}(t)$ и $p_{2j} < \varepsilon_{2j}(t)$, то скорость движения i -той частицы j -того роа на шаге t не изменяется и частица движется в том же направлении что и на предыдущем шаге оптимизации.

С помощью отдельных j -тых роem (3), (4) решаются задачи оптимизации скалярных критериев $f_i(X)$, которые являются компонентами векторного критерия оптимизации (1). Для нахождения глобального решения исходной многокритериальной задачи в ходе поисков оптимальных решений локальных критериев отдельные рои обмениваются информацией между собой. При этом для вычисления скорости движения частиц одного роа используется информация о глобальном оптимуме, найденным частицами другого роа, что позволяет выделить все потенциальные Парето-оптимальные решения. С этой целью на каждом шаге t движения i -той частицы j -того роа используются функции предпочтений локальных решений, полученных всеми роями. Решение $X_j^*(t)$, полученное в ходе оптимизации целевой функции $f_i(X)$ с помощью j -того роа, является предпочтительным по отношению

к решению $X_k^*(t)$, полученному в ходе оптимизации целевой функции $f_j(X)$ с помощью k -того роя, т.е. $X_j^*(t) > X_k^*(t)$, если выполняется условие бинарного предпочтения. При этом в качестве глобального оптимального решения $X_k^*(t)$ k -того роя используется глобальное решение $X_j^*(t)$, полученное j -тым роем, которое является более предпочтительным по отношению к глобальному решению $X_k^*(t)$ k -того роя на основании отношения предпочтения.

Фактически при таком подходе реализуется основная идея метода последовательного сужения области компромиссов – из исходного множества возможных решений на основании информации об относительной важности локальных решений последовательно удаляются все Парето-оптимальные решения, которые не могут быть выбранными согласно имеющейся информации о бинарных отношениях предпочтения локальных критериев. Удаление осуществляется до тех пор, пока не будет получено глобально оптимальное решение. В результате применения такого подхода на каждом шаге сужения не будет удалено ни одно потенциально оптимальное решение.

Обычно начальное положение агентов роя задается случайным образом, а затем из этого положения начинается движение роя к глобальному оптимуму, что характеризует стохастические свойства алгоритма оптимизации. Количество агентов в рое может оставаться постоянным, либо изменяться в процессе движения роя. При постоянном количестве агентов роя наиболее часто используются топологии роя типа «кольцо», «квадрат», «звезда» и «пирамида». В частности, в алгоритмах gbest PSO и lbest PSO используются топологии роя типа «звезда» и «кольцо». При изменении количества агентов в рое, начальное количество агентов роя задается случайным образом, а затем из этого количества агентов начинается случайное формирование нового количества агентов и новой топологии роя.

При своем движении частицы роя пытаются улучшить найденное ими ранее решение и обмениваются информацией со своими соседями, за счет чего находят глобальный оптимум за меньшее количество итераций. Преимуществом этих методов перед классическими градиентными методами оптимизации является также и то, что в них не требуется вычисления производных целевой функции, они практически нечувствительны к близости начального положения к искомому оптимальному решению, и позволяют легче учитывать разнообразные ограничения при нахождении глобального оптимума.

Результаты моделирования на ЭВМ. В качестве примера рассмотрим переходные процессы в электромеханической следящей системе [9] с синтезированными робастными регуляторами. Одним из характерных режимов работы рассматриваемой электромеханической следящей системы является отработка заданного линейно изменяющегося угла поворота рабо-

чего механизма. Для обеспечения нулевой установившейся ошибки системы в таком режиме требуется второй порядок астатизма системы по задающему воздействию. В существующей системе используются ПД регуляторы, так как введение интегральной составляющей приводит к возникновению незатухающих колебаний в режиме отработки заданных углов положения рабочего органа, обусловленных наличием сухого трения на валах приводного двигателя и рабочего органа. С помощью робастных регуляторов удалось обеспечить устойчивую работу системы с учетом всех существенных нелинейностей, присущих элементам этой системы, при введении в контур управления двух интегрирующих звеньев.

Выполним исследование чувствительности такой робастной системы с астатизмом 2-го порядка с учетом всех нелинейностей для трех различных значений момента инерции рабочего органа, изменяющегося в ходе работы системы.

На рис. 1 показаны переходные процессы: а) угла поворота $\varphi(t)$ и б) скорости вращения $\omega_m(t)$ рабочего механизма при наведении на перебросочных скоростях (35 град/с).

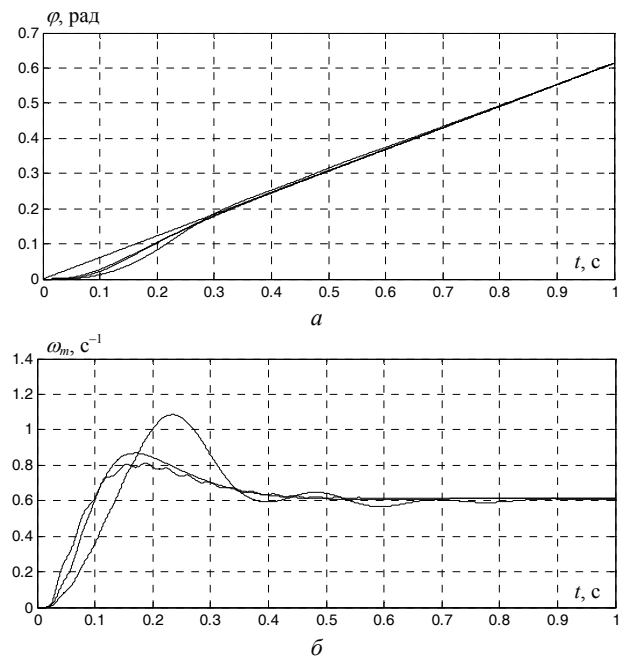


Рис. 1. Переходные процессы: а) угла поворота $\varphi(t)$; б) скорости вращения $\omega_m(t)$ рабочего механизма при наведении на перебросочных скоростях (35 град/с)

Установившаяся ошибка отработки заданного линейно изменяющегося угла поворота рабочего механизма равна нулю и, следовательно, синтезированная система обладает астатизмом второго порядка. Заметим, что в течение первых 0,02 с. рабочий орган остается неподвижным, так как за это время происходит страгивание приводного двигателя, а затем закручивание вала, соединяющего приводной двигатель и рабочий орган на такой угол, при котором момент упругости становится больше момента сухого трения рабочего органа. При изменении момента инерции рабочего механизма переходные процессы изменяют-

ся незначительно, что подтверждает слабую чувствительность синтезируемой системы, а установившиеся скорости движения рабочего механизма совпадают.

На рис. 2 показаны переходные процессы тех же переменных состояния при наведении рабочего механизма на малых скоростях (0,5 град/с). При этом рабочий механизм движется рывками и с остановками, однако установившаяся ошибка системы практически равна нулю. Заметим, что в этом режиме рабочий орган остается неподвижным в течение первых 0,08 с, что в четыре раза дольше, чем при движении рабочего органа с перебросочной скоростью, как это показано на рис. 1.

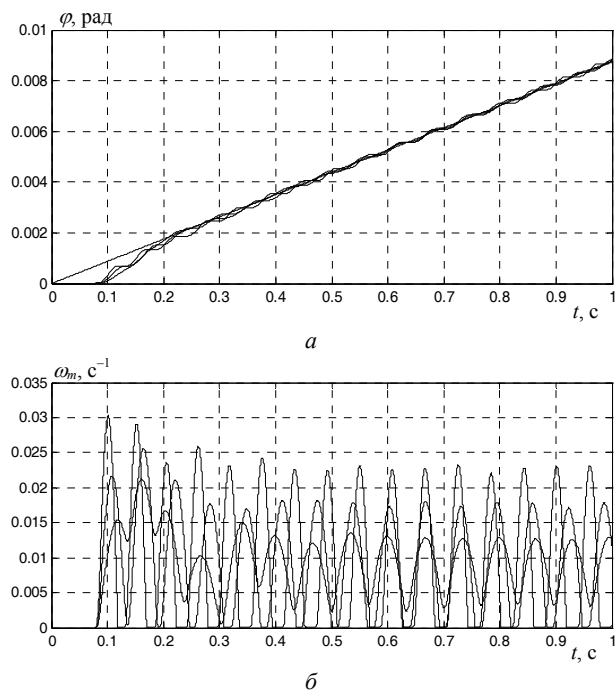


Рис. 2. Переходные процессы: а) угла поворота $\varphi(t)$; б) скорости вращения $\omega_m(t)$ рабочего механизма при наведении на малых скоростях (0,5 град/с)

На рис. 3 показаны переходные процессы тех же переменных состояния при наведении рабочего механизма на сверх малых – ползучих скоростях (0,02 град/с). Заметим, что такой режим работы определяет потенциальную точность рассматриваемой электромеханической следящей системы и, в основном, характеризует ее тактико-технические характеристики [9]. В этом режиме рабочий орган остается неподвижным в течение первых 0,3 с, что в 15 раз дольше, чем при движении рабочего органа с перебросочной скоростью. Такая длительная задержка начала движения рабочего органа обусловлена требуемым временем, необходимым для появления ошибки отработки заданного угла положения рабочего органа и выработки соответствующих моментов двигателя и момента упругости вала, соединяющего приводной двигатель с рабочим органом, необходимых для страгивания, вначале приводного двигателя, а затем, и рабочего органа электромеханической следящей системы. При этом рабочий механизм движется рывками и содержит участки типа остановка, движение вперед, остановка, движение назад, а ошибка системы в уста-

новившемся режиме колеблется относительно нулевого значения с амплитудой $5 \cdot 10^{-4}$ рад.

Результаты сравнений динамических характеристик следящей электромеханической системы показали, что применение синтезированных робастных регуляторов позволило уменьшить ошибку наведения рабочего механизма и снизить чувствительность системы к изменению параметров объекта управления по сравнению с существующей системой с типовыми регуляторами.

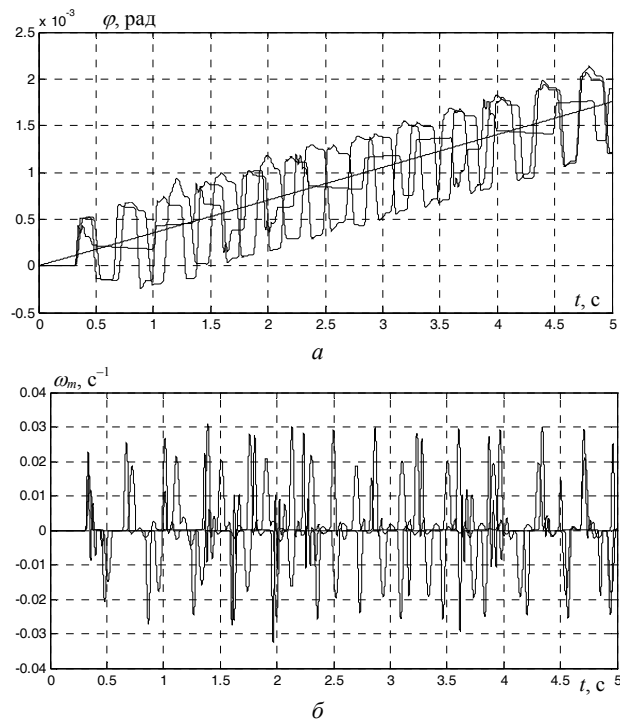


Рис. 3. Переходные процессы: а) угла поворота $\varphi(t)$; б) скорости вращения $\omega_m(t)$ рабочего механизма при наведении на сверх малых – ползучих скоростях (0,02 град/с)

Выводы. На основе построения Парето-оптимальных решений и с учетом бинарных отношений предпочтения локальных критериев с помощью алгоритмов стохастической мультиагентной оптимизации мультироем частиц усовершенствован метод решения сформулированной многокритериальной многоэкстремальной задачи нелинейного программирования с ограничениями, к которой сводится задача многокритериального синтеза робастных регуляторов многомассовых электромеханических систем, что позволяет существенно сократить время решения задачи и удовлетворить разнообразным требованиям, которые предъявляются к работе многомассовых электромеханических систем в различных режимах. Показано, что применение синтезированных робастных регуляторов позволило уменьшить ошибку наведения рабочего механизма и снизить чувствительность системы к изменению параметров объекта управления по сравнению с системой с типовыми регуляторами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Abido M.A. Two-level of nondominated solutions approach to multiobjective particle swarm optimization // Proceedings of the 9th annual conference on Genetic and evolutionary computation – GECCO'07. – 2007. – pp. 726-733. doi: 10.1145/1276958.1277109.

2. Clerc M. Particle Swarm Optimization. – London, ISTE Ltd., 2006. – 244 p. doi: [10.1002/9780470612163](https://doi.org/10.1002/9780470612163).
3. Fieldsend Jonathan E., Singh Sameer. A multi-objective algorithm based upon particle swarm optimization, an efficient data structure and turbulence // Proceedings of the 2002 U.K. Workshop on Computational Intelligence. – 2002. – pp. 37-44.
4. Gazi V., Passino K.M. Swarm Stability and Optimization. – Springer, 2011. – 318 p. doi: [10.1007/978-3-642-18041-5](https://doi.org/10.1007/978-3-642-18041-5).
5. Hu Xiaohui, Eberhart R. Multiobjective optimization using dynamic neighborhood particle swarm optimization // Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. CEC'02 (Cat. No.02TH8600). doi: [10.1109/cec.2002.1004494](https://doi.org/10.1109/cec.2002.1004494).
6. Nor Azlina Ab. Aziz, Mohamad Yusoff Alias, Ammar W. Mohemmed, Kamarulzaman Ab. Aziz. Particle Swarm Optimization for constrained and multiobjective problems: a brief review // International Conference on Management and Artificial Intelligence IPEDR. – Bali, Indonesia. – №6. – pp. 146-150.
7. Zizler Eckart. Evolutionary algorithms for multiobjective optimizations: methods and applications. Ph.D. Thesis Swiss Federal Institute of Technology, Zurich, 1999. – 122 p.
8. Никитина Т.Б. Многокритериальный синтез робастного управления многомассовыми системами. – Харьков: ХНАДУ, 2013. – 432 с.
9. Никитина Т.Б. Многокритериальный синтез робастного управления многомассовыми электромеханическими системами на основе Парето-оптимального решения // Електротехніка і електромеханіка. – 2015. – №1. – С. 29-35.

REFERENCES

1. Abido M.A. Two-level of nondominated solutions approach to multiobjective particle swarm optimization. *Proceedings of the 9th annual conference on Genetic and evolutionary computation – GECCO'07*. 2007, pp. 726-733. doi: [10.1145/1276958.1277109](https://doi.org/10.1145/1276958.1277109).
2. Clerc M. *Particle Swarm Optimization*. London, ISTE Ltd., 2006. 244 p. doi: [10.1002/9780470612163](https://doi.org/10.1002/9780470612163).
3. Fieldsend Jonathan E., Singh Sameer. A multi-objective algorithm based upon particle swarm optimization, an efficient data structure and turbulence. *Proceedings of the 2002 U.K. Workshop on Computational Intelligence*, 2002, pp. 37-44.
4. Gazi V., Passino K.M. *Swarm Stability and Optimization*. Springer, 2011. 318 p. doi: [10.1007/978-3-642-18041-5](https://doi.org/10.1007/978-3-642-18041-5).
5. Hu Xiaohui, Eberhart R. Multiobjective optimization using dynamic neighborhood particle swarm optimization. *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. CEC'02* (Cat. No.02TH8600). doi: [10.1109/cec.2002.1004494](https://doi.org/10.1109/cec.2002.1004494).
6. Nor Azlina Ab. Aziz, Mohamad Yusoff Alias, Ammar W. Mohemmed, Kamarulzaman Ab. Aziz. Particle Swarm Optimization for constrained and multiobjective problems: a brief review. *International Conference on Management and Artificial Intelligence IPEDR*. Bali, Indonesia, no.6, pp. 146-150.
7. Zizler Eckart. Evolutionary algorithms for multiobjective optimizations: methods and applications. *Ph.D. Thesis Swiss Federal Institute of Technology*, Zurich, 1999. 122 p.
8. Nikitina T.B. *Mnogokriterial'nyj sintez robastnogo upravlenija mnogomassovymi sistemami* [Multicriterion synthesis of robust control by multimass systems]. Kharkiv, Kharkiv National Automobile and Highway University Publ., 2013. 432 p. (Rus).
9. Nikitina T.B. Multiobjective synthesis of robust control by multimass electromechanical systems based on Pareto-optimal solution. *Electrical engineering & electromechanics*, 2015, no.1, pp. 29-35. (Rus). doi: [10.20998/2074-272X.2015.1.06](https://doi.org/10.20998/2074-272X.2015.1.06).

Поступила (received) 20.11.2016

Никитина Татьяна Борисовна, д.т.н., проф.,
Харьковский национальный автомобильно-дорожный университет,
61002, Харьков, ул. Петровского, 25,
e-mail: tatjana55555@gmail.com

T.B. Nikitina

Kharkov National Automobile and Highway University,
25, Petrovskogo Str., Kharkov, 61002, Ukraine.

Pareto optimal solution of multiobjective synthesis of robust controllers of multimass electromechanical systems based on multiswarm stochastic multiagent optimization.

Purpose. Developed the method for solving the problem of multiobjective synthesis of robust control by multimass electromechanical systems based on the construction of the Pareto optimal solutions using multiswarm stochastic multi-agent optimization of particles swarm, which reduces the time of determining the parameters of robust controls multimass electromechanical systems and satisfy a variety of requirements that apply to the work of such systems in different modes. **Methodology.** Multiobjective synthesis of robust control of multimass electromechanical systems is reduced to the solution of solving the problem of multiobjective optimization. To correct the above problem solving multiobjective optimization in addition to the vector optimization criteria and constraints must also be aware of the binary preference relations of local solutions against each other. The basis for such a formal approach is to build areas of Pareto-optimal solutions. This approach can significantly narrow down the range of possible solutions of the problem of optimal initial multiobjective optimization and, consequently, reduce the complexity of the person making the decision on the selection of a single version of the optimal solution. **Results.** The results of the synthesis of multi-criteria electromechanical servo system and a comparison of dynamic characteristics, and it is shown that the use of synthesized robust controllers reduced the error guidance working mechanism and reduced the system sensitivity to changes in the control parameters of the object compared to the existing system with standard controls. **Originality.** For the first time, based on the construction of the Pareto optimal solutions using a multiswarm stochastic multi-agent optimization particle algorithms improved method for solving formulated multiobjective multiextremal nonlinear programming problem with constraints, to which the problem of multiobjective synthesis of robust controls by multimass electromechanical systems that can significantly reduce the time to solve problems and meet a variety of requirements that apply to the multimass electromechanical systems in different modes. **Practical value.** Practical recommendations on reasonable selection of the target vector of robust control by multimass electromechanical systems. Results of synthesis of electromechanical servo system shown that the use of synthesized robust controllers reduced the error guidance of working mechanism and reduce the system sensitivity to changes of plant parameters compared to a system with standard controls. References 9, figures 3.

Key words: multimass electromechanical system, multiobjective synthesis, multiswarm stochastic multiagent optimization, Pareto optimal solution.