На правах рукописи

МОЛЕДУ Монрой Маурисио Филипе

РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ ГРУППОВОГО УПРАВЛЕНИЯ НА ОСНОВЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

Специальность 05.13.18 – Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Санкт-Петербург – 2011

Работа выполнена в государственном образовательном учреждении высшего профессионального образования «Санкт-Петербургский государственный политехнический университет»

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор Вячеслав Петрович Шкодырев

Официальные оппоненты: доктор технических наук, профессор Сергей Михайлович Устинов

кандидат технических наук Карсаев Олег Владиславович

Ведущая организация: Государственный Научный Центр России Центральный Научно-Исследовательский и Опытно-Конструкторский Институт Робототехники и Технической Кибернетики (ЦНИИ-РТК)

Защита состоится 24 февраля 2011 г. в $14^{\underline{00}}$ на заседании диссертационного совета Д212.229.10 ГОУ ВПО «Санкт-Петербургский государственный политехнический университет» по адресу: 195251, г. Санкт-Петербург, ул. Политехническая, дом 21, ауд. 9-121.

С диссертацией можно ознакомиться в фундаментальной библиотеке ГОУ ВПО «Санкт-Петербургский государственный политехнический университет».

Автореферат разослан «   » января 2011 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета Д212.229.10 **Кудряшов Э. А.**

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТ

Актуальность работы. В условиях интеграции технических процессов возникает проблема математических моделей для управления группами сложных динамических объектов, взаимодействующих между собой в процессе достижения общей цели. В течение последних лет данная задача являлась предметом многих исследований. Предлагаемые подходы к ее решению основаны на идеях моделирования распределенного искусственного интеллекта и многоагентных систем.

Распределенные управляющие системы как объекты математического моделирования являются важной частью современных сложных динамических систем, состоящих из автономных объектов, выполняющих совместную работу, требующую организации сложного поведения в непредсказуемой среде. Они значительно повышают эффективность управления такими системами на стратегическом, тактическом и исполнительном уровнях. Актуальность вызвана несовершенством моделей распределенных управляющих систем.

Таким образом, научные задачи математического моделирования и управления динамическими взаимосвязанными объектами, функционирующими автономно в условиях сложной, недетерминированной, динамической среды является **актуальными**.

Настоящая диссертационная работа посвящена разработке новых математических моделей и подходов, которые могут быть использованы при решении широкого класса задач управления распределенными динамическими системами при их групповом применении в реальных средах. Однако имеется ряд причин, затрудняющих создание эффективных распределенных систем управления. Модели таких систем должны обеспечивать описание сложного индивидуального и группового поведения каждого объекта группы в соответствии с его целью. Основной задачей является управление координированным поведением членов группы, распределенным образом решающих общую задачу. Как правило, управление осуществляется в условиях изменяющейся обстановки, поэтому требуется оперативная адаптация к этим изменениям.

Результаты исследования моделей, задач планирования и управления показывают, что в реальной постановке эти задачи являются многокритериальными. При математическом моделировании и численном исследовании проблемы многокритериальности обычно отдельные критерии, кроме одного доминирующего критерия, принимались в качестве ограничений, оптимизация проводилась по доминирующему критерию или решалась с помощью весовых коэффициентов, учитывающих их приоритет, определенный априори. Такие подходы к решению практических задач значительно снижают эффективность принимаемых решений.

Поэтому в диссертации предлагаются математические модели и «метаэвристические» алгоритмы многокритериальной оптимизации, основанные на принципах эволюционного естественного отбора, которые одновременно и независимо оптимизируют несколько параметров и функционалов. Это представляется более естественным для реальных задач. В результате можно определить множество решений, которое близко к оптимальному в смысле множества Парето. Как следствие, лицо, принимающее решения, может получить набор оптимальных альтернатив для выбора, и решить, какой из вариантов является лучшим компромиссом различных (а временами и противоречащих) особенностей.

Цель и задачи исследования. Повышение эффективности управления динамическими взаимосвязанными объектами в условиях неопределенности (в сложных нестационарных условиях) на базе существующих и разработанных генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации.

Поставленная цель обусловила необходимость решения основных задач:

- разработка и исследование математических моделей и методов управления динамическими взаимосвязанными объектами на основе мультиагентных систем, генетических алгоритмов и многокритериальной оптимизации;
- анализ моделей, вычислительной точности и эффективности генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации на основе мультиагентных моделей и стратегии межагентного взаимодействия (кооперации и координации между динамическими объектами);
- разработка критериев остановки и критериев оценки качества генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации в задачах управления динамическими взаимосвязанными объектами.

Научная новизна.

- Предложены математические модели и методы управления динамическими взаимосвязанными объектами, отличающиеся от известных применением генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации;
- разработаны модели и методы децентрализованного управления, использующие параллельные генетические алгоритмы многокритериальной оптимизации, получены экспериментальные оценки линейной вычислительной сложности, отличающиеся от традиционных алгоритмов с экспоненциальной вычислительной сложностью (от числа объектов в группе);
- предложены модели и генетические алгоритмы многокритериальной оптимизации для управления динамическими взаимосвязанными объектами на основе информационного обмена между соседними

объектами с инициализацией начальных множеств возможных решений, имеющие более высокую скорость сходимости;

- разработано математическое и программное обеспечение моделирования алгоритмов группового управления распределенных динамических объектов на основе ускоренных генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации в виде пакета генетических алгоритмов по Парето среды MatLab.

Методы исследования. Методы исследования основаны на использовании элементов теории множеств, теории искусственного интеллекта, теории алгоритмов, теории многокритериального оптимизации, теории мягкого вычисления, теории игр, а также имитационного моделирования.

Области возможного использования предложенных методов.

Современные тенденции развития инфраструктуры промышленных предприятий, технологических производств, объектов промышленного назначения характеризуются необходимостью создания новых технологий управления большими распределенными объектами и процессами. Примерами подобных задач являются задачи оперативного управления технологическими комплексами современных химических предприятий, распределенными энергосистемами и электросетями, транспортными потоками больших мегаполисов, сетью газоперекачивающих станций и т.д. Спецификой управления такими объектами, как правило, является, оперативного принятия решений при большом количестве возможных решений локальных целей и взаимодействие между другими объектами группы.

Примерами таких объектов управления является ветроэлектростанции. Ветроэлектростанции – системы производства энергии, являющиеся автономными и управляемыми модулями производства. В текущем технологическом состоянии каждый конвертер-турбина-генератор можно рассматривать как модуль. Этот модуль в настоящее время работает как отдельная система. Фактически каждый ветрогенератор может быть представлен как динамический объект распределенных интеллектуальных систем. Автономные динамические объекты – это компьютерные системы, функционирующие в сложной, динамической среде, способные ощущать и автономно действовать на эту среду и, таким образом, выполнять множество задач, для которых они предназначены.

Целью исследования является разработка математических моделей группового поведения и методов для повышения его эффективности на основе математических моделей и оптимальных стратегий коллективного планирования действий для ветропарка. При этом устраняются недостатки традиционного централизованного управления: вибрация в корпусе и усталость материала на лезвиях ветрогенератора при ошибке переориениации (когда лезвия не перпендикулярные текущей направления ветра) и избыточной переориентация во время местной турбулентности. Распределенная интеллектуальная система – вычислительная система, где несколько автономных или полуавтономных динамических объектов взаимодействуют и кооперируются или конкурируют, чтобы выполнить некоторый набор задач или удовлетворить некоторый набор целей.

Технология распределенной интеллектуальной системы в настоящее время не применена в системах управления системами энергетики. Однако у этого подхода есть большой потенциал к управлению крупномасштабным и среднего масштаба возобновляемых источников энергии, распределенным источникам энергии (DER) и гибкой гибридной интеграции в будущих автоматических системах. По крайней мере, два главных европейских проекта R&D (Микро-Сеть [2] и CRISP [3]) исследовали такой потенциал.

На защиту выносятся. К числу наиболее важных результатов диссертации относятся:

- математические модели и методы управления динамическими взаимосвязанными объектами на основе структурно-целевой декомпозиции задачи управления сложными распределенными объектами;
- математические модели и методы децентрализованного управления динамическими взаимосвязанными объектами на основе генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации;
- генетический алгоритм многокритериальной оптимизации для управления динамическими взаимосвязанными объектами на основе информационного обмена между соседними объектами с повышенной скоростью сходимости, критерии остановки и оценки качества параллельных генетических алгоритмов;
- метод децентрализованного управления, основанный на параллельных генетических алгоритмах многокритериальной оптимизации, которые в отличие от традиционных алгоритмов с экспоненциальной вычислительной сложностью от числа объектов в группе имеют линейную вычислительную сложность;

Апробация работы. Основные результаты работы докладывались и обсуждались на ряде научно-технических конференций, в том числе:

- 12th International Student Olympiad of Automatic Control (Baltic Olympiad) GM. October 15-16, 2008. Saint Petersburg, Russia
- Workshop DIST’2009. June 8-10, 2009, Saint Petersburg, Russia.
- 4th International Scientific Conference on Physics and Control, PhysCon2009. 1-4 September 2009, Catania, Italy.
- ICCAE 2010. February 26 - 28, 2010, Singapore.

- Робототехника. Взгляд в будущее.10-11 марта 2010 года, Санкт-Петербург.

Личный вклад автора. Все научные результаты при решении данной научной задачи **получены автором лично**.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 6 печатных работ, в том числе 2 статьи в изданиях, входящих в "Перечень ведущих научных журналов и изданий, выпускаемых в Российской Федерации", утвержденных ВАК.

Структура и объем диссертации. Диссертация изложена на 150 страницах, состоит из введения, четырех глав, заключения и списка использованных источников, насчитывающих более 100 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность диссертационной работы, сформулированы цели и задачи исследования, охарактеризована научная новизна полученных результатов и их практическая значимость, указаны методы исследования, указаны положения, выносимые на защиту.

В первой главе сформулирована проблема управления динамическими взаимосвязанными объектами, и аналитический обзор существующих систем и методов группового управления, дана формальная постановка задачи управления группой динамических объектов, проведена классификация задач управления динамическими взаимосвязанными объектами по уровню сложности в зависимости от условий функционирования; рассмотрены принципы организации систем управления динамическими взаимосвязанными объектами, показаны нерешенные проблемы в области управления динамическими взаимосвязанными объектами, функционирующими в условиях сложной недетерминированной среды.

В общем виде математические модели и многокритериальную задачу оптимизации поведения динамических объектов можно сформулировать следующим образом. Пусть некоторая группа объектов $\Re$, состоящая из N динамических объектов R_j , $j=\overline{1,N}$, функционирует в некоторой среде E. Состояние каждого динамического объекта $R_j(t)\in\Re$, $j=\overline{1,N}$ в момент времени t описывается вектор-функцией $R_j(t)=\left[r_{1,j}(t),r_{2,j}(t),...,r_{h,j}(t)\right]^T$, где $r_{i,j}$(t), $i=\overline{1,N}$ – переменные состояния j-го динамического объекта. Состояние группы динамических объектов $\Re$ задается вектор-функцией $\Re(t)=\left[R_1(t),R_2(t),...R_N(t)\right]^T$. Состояние среды вокруг j-го динамического объекта в момент времени t описывается вектор-функцией $E_j(t)=\left[e_{1,j}(t),e_{2,j}(t),...,e_{w,j}(t)\right]^T$ где $e_{l,j}(t)$, $l=\overline{1,w}$ – параметры участка среды вокруг j-го динамического объекта. Тогда состояние среды, в которой функционируют динамические объекты рассматриваемой группы, в момент времени t при условии, что среда стационарна, описывается вектор-функцией $E(t)=\left[E_1(t),E_2(t),...,E_N(t)\right]^t$. При этом, если динамические объекты отсутствуют, то $E_i(t)=g(t)$ – влияние возмущения, действующие в среде.

Динамические объекты и среда, взаимодействуя друг с другом, образуют систему «группа динамических объектов со средой». Под состоянием системы «группа динамических объектов со средой» в момент времени t можно понимать состояние, описываемое парой $S_c=\left[\Re,E\right]$.

Множество различных состояний системы «группа динамических объектов со средой» описывается точками $N\cdot(h+w)$-мерного пространства состояний $\{S_c\}$. Под начальным состоянием системы «группа динамических объектов со средой» можно понимать ситуацию $S_c^0=[\Re^0,E^0]$, определяемую вектор-функциями

$$\Re^0=\Re(t_0)\,,\quad E^0=E(t_0)\,, \tag{1}$$

соответствующими начальному моменту t_0 функционирования группы динамических объектов. Конечное состояние обозначено $S_c^f=[\Re^f,E^f]$ и определяться вектор-функциями

$$\Re^f=\Re(t_f)\,,\quad E^f=E(t_f)\,, \tag{2}$$

соответствующими конечному моменту времени t_f**.**

Динамические объекты группы $\Re$, выполняя определенные действия, должны перевести начальную ситуацию в конечную. Предполагается, что каждый динамический объект $R_j\in\Re$, $j=\overline{1,N}$ может выполнять некоторые действия, которые описываются непрерывными вектор-функциями $A_j(t)=\left[a_{1,j}(t),a_{2,j}(t),...,a_{m,j}(t)\right]^T$ причем множество действий, которые может выполнять динамический объект $R_j\in\Re$, представлены точками m-мерного подпространства действий $\{A\}_j$. Множество действий, которые может выполнять группа динамических объектов, есть объединение множеств действий отдельных динамических объектов группы $\Re:\{A_c\}=\{A\}_1\cup\{A\}_2...\cup\{A\}_N$.

Действия, выполняемые группой динамических объектов в момент времени t, можно описать с помощью непрерывной вектор-функции $A_c(t)=\left[A_1(t),A_2(t),...,A_N(t)\right]^T$, а изменения состояния системы «группа динамических объектов со средой» – системой дифференциальных уравнений вида

$$\dot{S}_c=f_c\big(S_c(t),A_c(t),g(t),t\big) \tag{3}$$

При этом на ситуации, а также на действия динамических объектов группы могут накладываться некоторые ограничения

$$S_c(t)\in\left\{S_c^p(t)\right\}\subset\{S_c\}\,, \tag{4}$$

где $\left\{S_c^p(t)\right\}$– множество допустимых в момент времени t состояний системы «группа динамических объектов со средой», и

$$A_c(t) \in \left\{A_c^p(t)\right\} \subset \left\{A_c\right\}, \tag{5}$$

где $\left\{A_c^p(t)\right\}$– множество допустимых в момент времени t действий группы динамических объектов.

С учетом введенных выше обозначений задача управления динамическими взаимосвязанными объектами заключается в определении на интервале $[t_0,t_f]$ таких действий $\overline{A}_j(t)$ для каждого динамического объекта $R_j \in \Re$, при которых удовлетворяются система связей (3), начальные условия (1), конечные условия (2), ограничения (4), (5) и обеспечивается экстремум некоторого функционала

$$Y_c = \int_{t_0}^{t_f} F\left(S_c(t), A_c(t), g(t), t\right)dt$$

$$\left[S_c^*(t), A_c^*(t)\right]^T = \arg\max\left\{Y_c(S_c, A_c, g) \middle| \ S_c(t) \in S_c^p(t)\ , A_c(t) \in A_c^p(t)\right\}, \tag{6}$$

с помощью, функции (6) задается цель функционирования группы динамических объектов и оценивается качество процесса управления. Определенные указанным образом действия $\overline{A}_j(t)\ , j = \overline{1,N}$ являются, оптимальными действиями динамических объектов группы $\Re$ для достижения поставленной групповой цели. Важной проблемой при формировании и решении задачи управления динамическими взаимосвязанными объектами является проблема управляемости системы «группа динамических объектов со средой» в реальном времени, обусловленная большой размерностью и вычислительной сложностью задач группового управления.

Очевидно, что для задач управления динамическими взаимосвязанными объектами, функционирующими в условиях динамических недетерминированных сред, недостаточно только условия существования управления, переводящего систему из одного состояния в другое. Необходимо, чтобы это управление было определено за достаточно малое время, за которое состояние $S_c(t) = [\Re(\tau), E(t)]$ системы «группа динамических объектов со средой» существенным образом не изменится.

Таким образом, кроме ограничений на переменные состояния и на управления (действия динамических объектов) системы «группа динамических объектов со средой», должно быть наложено ограничение и на время нахождения управления $\overline{A}_j(\hat{t})\ , j = \overline{1,N}$, т.е. должно быть выполнено условие $t_p \le \tau_p$, где t_p – время, затрачиваемое на определение этого управления, а τ_p – максимально допустимое время, которое может быть затрачено на определение текущего управления $\left[\overline{A}_j(\hat{t})\right]$, $j = \overline{1,N}$. Время τ_p зависит от многих факторов и, прежде всего, от скорости протекания процессов в среде, изменяющих как состояние динамических объектов группы, так и состояние самой среды.

Классическими методами исследования кооперации и переговорных процессов являются методы теории полезности и теории игр, в частности, известные модели и условия оптимальности, выраженные в виде принципов равновесия, которые имеют многокритериальной характер задачи управления динамическими взаимосвязанными объектами. В задачах о переговорах каждый динамический объект имеет свою функцию полезности u_i , которая определена во множестве всех возможных сделок Δ. Т.е., $u_i : \Delta \to \Re$.

Определение (Парето-оптимальность). Сделка δ является Парето-оптимальной, если нет другой такой сделки, где каждый динамический объект предпочитает более подходящую δ. Т. е., не существует δ' такого, что $\forall\ u_i(\delta') > u_i(\delta)$.

Формирование множества Парето может быть достаточно трудоемким и в ряде случаев невозможным, когда функции полезности непрерывные и вектор возможных решений вещественные. По этой причине были разработаны стратегии стохастического поиска, где функция полезности каждого динамического объекта будет одна из целевых функций многокритериальной оптимизации и задача решается всем членами группы динамических объектов вместе, можно называть каждый из критериев оптимальности $\gamma_k(S_c, A_c), k \in [1, N]$ частным критериев оптимальности, где N – количество динамических объектов. Совокупность частных критериев оптимальности $Y_c(S_c, A_c) = [\gamma_1(S_c, A_c), \gamma_2(S_c, A_c), \dots, \gamma_N(S_c, A_c)]^T$. Положим, что ставится задача максимизации каждого из частных критериев оптимальности (функции полезности) при ограничениях $S_c(t) \in \{S_c^p(t)\} \subset \{S_c\}$, где $\{S_c^p(t)\}$ – множество допустимых в момент времени t состояний системы «группа динамических объектов со средой», и $A_c(t) \in \{A_c^p(t)\} \subset \{A_c\}$, где $\{A_c^p(t)\}$ – множество допустимых в момент времени t действий группы динамических объектов.

Задача многокритериальной оптимизации, рассматриваемая в главе 3, записывается в виде

$$\max_{S \in S_c^p,\ A \in A_c^p} Y_c(S_c, A_c) = Y_c(S_c^*, A_c^*) \quad (7)$$

В основном тексте диссертаций содержится детальное описание выражением $S_c = [\Re, E]$, A_c и $Y_c(S_c, A_c) = [\gamma_1(S_c, A_c), \gamma_2(S_c, A_c), \dots, \gamma_N(S_c, A_c)]^T$ для коллективного планирования действий ветроэлектростанции.

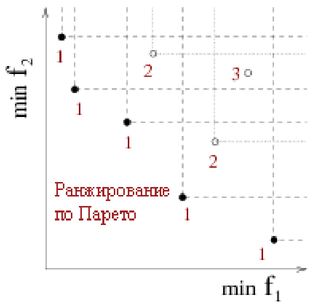
Многокритериальная оптимизация, также известная как векторная оптимизация, может быть определена как задача нахождения вектора переменных-решений, которые удовлетворяют ограничениям и доставляют оптимум вектор-функции. Таким образом, при решении многокритериальной задачи необходимо найти оптимум по K критериям, а сама задача формально записывается следующим образом:

$$Y = F(x) = \left(f_1(x), f_2(x), \ldots, f_K(x)\right) \rightarrow opt,$$

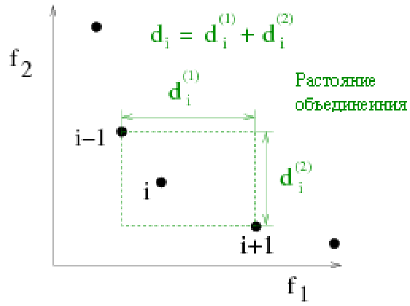
где $x = \left(x_1, x_2, \ldots, x_N\right) \in X$ – вектор решений $X = \left\langle S_c(t), A_c(t) \right\rangle$, удовлетворяющий M ограничениям $g(x) = \left(g_1(x), g_2(x), \ldots, g_M(x)\right) \geq 0_M$, $Y = \left(f_1, f_2, \ldots, f_K\right) \in Y$ – вектор целевых функций.

При этом X обозначает пространство решений, а F – пространство целей или критериальное пространство. Ограничения $g(x) \geq 0_M$ определяют множество допустимых решений задачи.

Во второй главе дается описание объекта исследования, рассматриваются особенности технологии генетических алгоритмов, и дается обзор существующих генетических алгоритмов решения многокритериальных задач. Далее, приводится специализированный генетический алгоритм для решения задач многокритериальной оптимизации. Существо предлагаемого алгоритма сводиться к следующему: продвижение к *известному* множеству Парето происходит по ранжированию фронтов Парето, которые делят множество векторов возможных решений в пространстве целей на недоминируемые подмножества, как проиллюстрировано на рисунке 2.а. Разнообразие во множестве возможных решений поддерживается с использованием отношений Парето-доминантности и применением процедуры распределения возможных решений по заданному Парето-фронту (см. рис 2.б).



2.а) Ранжирование фронтов Парето



2.б) Распределение решений

Ранжирование фронтов Парето происходит по Парето доминированию: рассматривается два произвольных возможных векторов решения y' и y'' в пространстве целей. При выполнении соотношения $y' \succ y''$ говорят, что решение y' *доминирует* решение y'', или, что y'' *доминируется* решением y'.

Парето доминирование (минимизации) определяется таким образом: вектор решения $u = \left(u_1, \ldots, u_k\right)$ доминирует вектор решения $v = \left(v_1, \ldots, v_k\right)$ (обозначается через $u \prec v$) если и только если u частично меньшее, чем v т.е. $\forall i \in \{1,\ldots,k\}, \quad u_i \le v_i \wedge \exists i \in \{1,\ldots,k\} : u_i < v_i$, где k количества целевых функций.

Исключение всех доминируемых решений приводит к множеству, которое носит специальное название и играет важную роль в принятии решений.

Множество недоминируемых решений определяется равенством

$Ndom\ Y = \{y^* \in Y \mid$ *не существует* $y \in Y$*, такого, что* $y \succ y^*\}$.

Алгоритм Недоминируемой сортировки разделяет множество векторов возможных решений в пространстве целей P в недоминируемые фронты F (см. рис 2.а) с помощью множеств S_p - доминируемых решений и $-H$ список решений текущего фронта.

Недоминируемая сортировка (P)	
для каждого $p \in P$	
для каждого $q \in P$	
если $(p \prec q)$ тогда	если *p* доминирует *q* тогда
$S_p = S_p \cup \{q\}$	включить *q* в S_p
если нет тогда	если *q* доминирует *p* тогда
$n_p = n_p + 1$	инкремент n_p
если $n_p = 0$ тогда	если никакого решения доминирует *p* тогда
$F_1 = F_1 \cup \{p\}$	включить *p* в составе первого фронта
$i = 1$	
пока $F_i \ne 0$	
$H = 0$	
для каждого $p \in F_i$	
для каждого $q \in S_p$	
$n_q = n_q - 1$	
Если $n_q = 0$ тогда $H = H \cup \{q\}$	если $n_q = 0$, *q*- член *H*
$i = i + 1$	
$F_i = H$	текущий фронт формируется из всех членов *H*

Для того чтобы подержать разнообразие количество решений в каждом фронте ограничивается выражением $n_{F\,i} = k_{огр} n_{F\,i-1}$, где $n_{F\,i}$ – количество решений $F_{i-ого}$ – фронта и $k_{огр}, k_{огр} \in [0,1]$ – констант ограничения. $n_{F\,i}$ определяется на основе геометрической дистрибуции

$$n_{F\,i} = 2N \frac{1 - k_{огр}}{1 - (k_{огр})^{\kappa}} (k_{огр})^{F\,i-1}$$

где N – количество решений во множестве возможных решений и $к$ – количество Парето-фронтов. Таким образом, количество решений в каждом фронте уменьшается адаптивно и экспоненциально.

Для подержания разнообразия во множестве векторов возможных решений и для того, чтобы решения во множестве возможных решений были равномерно распределены вдоль границы по Парето, используется оператор распределения возможных решений определенного недоминируемого фронта I (см. Рис 2.б), где $I[i].m$ – значение целевых функций i-й решения из множества I.

распределение возможных решений (I)	
$l = \lvert I \rvert$	количество решения в *I*
для каждого *i*, $I[i]_{расс.} = 0$	инициализировать расстояние
для каждой целевой функции *m*	
$I = сорт(I, m)$	сортировать *I* каждой целевой функцией
$I[1]_{расс.} = I[l]_{расс.} = \infty$	
для $i = 2$ до $(l-1)$	
$I[i]_{расс.} = I[i]_{расс.} + \left(I[i+1].m - I[i-1].m\right)$	

Теперь можно использовать распределения возможных решений по заданному Парето-фронту, чтобы реализовать сортировку в многокритериальном пространстве (см. рис 2). Определим турнирную селекцию таким образом, чтобы векторы возможных решений, прежде всего, отбирались по рангу границы Парето $(i_{ранг})$, а неоднозначные ситуации будем разрешать с использованием расстояния объединения $(i_{расс.})$. Идея заключается в том, чтобы выбирать решений i, j, которые не только ближе остальных к настоящей границе Парето, но и «хорошо» по ней распределены

$$i \geq_n j \text{ если } (i_{ранг} \leq j_{ранг}) \text{ или } ((i_{ранг} = j_{ранг}) \text{ и } (i_{расс.} \geq j_{расс.})).$$

В отличие от классического генетического алгоритма, в котором размер множества возможных решений всегда постоянен и равен *n*. В каждом шаге итерации создается объединенное множество возможных решений, включающее множество векторов возможных решений предыдущего шага (родителей) и множество векторов возможных решений следующего шага (их потомков) $R_t = P_t \cup Q_t$. Сортировка векторов возможных решений проводится по этом объединенном множеству. В результате процесса селекции $сорт(P_{t+1}, \geq_n)$ создается родительский пул размером *N*, включающий лучшие векторы возможных решений из объединенного множества векторов возможных решений $P_{t+1} = P_{t+1}[0:N]$.

Применение генетических операторов к векторам возможных решений в пространстве целей, отобранным с помощью селекции, приводит к формированию множество векторов возможных решений следующего шага итерации Q_t от созданного на предыдущем шаге *t* родительского пула P_{t+1}.

Генетический алгоритм недоминируемой сортировки	
$R_t = P_t \cup Q_t$	комбинация множеств векторов возможных решений текущего и следующего шага итерации
$F =$ недоминируемая сортировка (R_t)	F - все недоминируемые фронты
пока $\lvert P_{t+1} \rvert < N$	пока множество не заполнено
распределение возможных решений (F_i)	
$P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$	включить *i*-й недоминируемый фронт во множестве
$copm(P_{t+1}, \geq_n)$	сортировать P_{t+1} с $\geq_n$
$P_{t+1} = P_{t+1}[0:N]$	выбирать первые *N* элементы из P_{t+1}
$Q_{t+1} =$ новое множество (P_{t+1})	сортировкой, пересечением и слу. изменением
$t = t+1$	создаются Q_{t+1}

Пересечение возможных решений моделируется следующим образом $P_{t+1} = \Phi_{кросс.}(P_t^{x_i}, P_t^{x_{i+1}})$, $i = \overline{1, N-1}$. Пусть имеются две решения $P_t^{x_i} = x_t^1$ и $P_t^{x_{i+1}} = x_t^2$ из множества возможных решений P_t, где $i = \overline{1, N}$. Решения следующего шага итерации $P_{t+1}^{x_i} = x_{t+1}^1$ и $P_{t+1}^{x_{i+1}} = x_{t+1}^2$ определяются следующим образом

$$x_{t+1}^1 = 0.5\left((1+\overline{\beta})x_t^1 + (1-\overline{\beta})x_t^2\right), \quad \text{где} \qquad \overline{\beta} = \begin{cases} (2u)^{\frac{1}{n+1}} & если \quad u \leq 0.5 \\ \left(\dfrac{1}{2(1-u)}\right)^{\frac{1}{n+1}} & если \quad u > 0.5 \end{cases} \quad \begin{matrix} u \in (0,1) \\ n \in (0, 20) \end{matrix},$$

$$x_{t+1}^2 = 0.5\left((1+\overline{\beta})x_t^2 + (1-\overline{\beta})x_t^1\right)$$

где $u-$ случайный фактор обмена возможных решений, $\overline{\beta}-$ вероятность обмена и $n-$ степень многочлен.

После процесса пересечения происходят случайного изменения во множестве возможных решений $P_{t+1} = \Phi_{мут.}(P_t^{x_i})$, $i = \overline{1, N}$. Данный оператор необходим для «выбивания» множества возможных решений из локального экстремума и препятствует преждевременной сходимости. Пусть имеется решение $P_t^{x_i} = x_t^i$ из множества возможных решений P_t, где $i = \overline{1, N}$, решение следующего шага итерации $P_{t+1}^{x_i} = x_{t+1}^i$ определяется следующим образом.

$$x_{t+1}^i = x_t^i + \overline{\delta}\Delta\max, \text{ где } \overline{\delta} = 0.5(n+1)(1-|\delta|)^n \qquad \delta \in (-1, \ 1),$$

где $\Delta\max-$ максимальное изменение параметра, $\delta-$ случайный фактор изменения $\overline{\delta}-$ вероятность изменения и $n-$ степень многочлен.

Определение условия остановки генетических алгоритмов является предметом отдельного исследования. Предлагаются 3 критерия остановки. Первый по количеству Парето-фронтов p (подмножеств), второй – средняя величина евклидова расстояния между *i*-ой точкой и ближайшей к ней на границе Парето $d = d^{\max} - d^{\min}$, третий – максимальное количество шагов итерации. В результате сравнения различных критерий остановки, простые критерия количества Парето-фронтов и распределения возможных решений по заданному Парето-фронту не являются надежными критериями остановки генетических алгоритмов, поскольку изменчивость у них очень велика. Поэтому решено использовать среднеквадратическое отклонение распределения возможных решений и количества Парето-фронтов.

Для того чтобы исследовать влияние информационного обмена при инициализации начальных множеств возможных решений тестируется следующая многокритериальная задача Курсава (минимизировать две функции):

$$f_1(z_1, z_2) = \sum_{i=1}^{2}\left(-k_1 \exp^{(-0,2)*\sqrt{z_i^2+z_{i+1}^2}}\right) \to \min$$

$$f_2(z_1, z_2, z_3) = \sum_{i=1}^{3}\left(\left|z_i\right|^{0,8} + k_2 \sin(z_i)^3\right) \to \min,$$

где k_1 и k_2 – переменные многокритериальной задачи, которые каждый динамический объект коллектива использует для своего собственного оптимального решения. Область допустимых значений возможных решений $X_i \in \{X\} = z_1, z_2, z_3 = [-5,5]$ с применением в качестве критериев остановки среднеквадратического отклонения количества Парето – фронтов $\sigma_{(8)}^{p} \le 0,5$ и расстояния объединения $\sigma_{(8)}^{d} \le 0,06$.

Генетический алгоритм многокритериальной оптимизации 20 раз запускался для каждого варианта k_1 и k_2 со следующими параметрами: численность множества возможных решений – 300, максимальное количество шагов итерации – 40, полиномиальное случайное изменение с вероятностью, равной 1%, пересечения при 50% вероятности обмена, селекция по бинарному турниру. Статистические результаты эксперимента показываются в таблице 1 и на рисунке 3.

Предлагаемый алгоритм на основе использования информационного обмена между соседними динамическими объектами при инициализации начальных множеств возможных решений, позволяет сократить время поиска оптимального решения в задачах распределения целей в коллективе динамических объектов. При этом даже при определенном увеличении размерности коллектива динамических объектов применение генетических алгоритмов позволяет по–прежнему получить решения за приемлемый интервал времени. Обычные генетические алгоритмы многокритериальной оптимизации затрачивают 30-35 шагов итерации с предлагаемыми критериями остановки, а сокращение количества шагов итерации при использовании информационного обмена между соседними динамическими объектами при инициализации начальных множеств возможных решений до 7-10 шагов итерации, т.е. на 35% быстрее.

Таблица 1

Статистические результаты эксперимента

k1=6, k2=3		k1=8, k2=4		k1=12, k2=6		k1=14, k2=7	
$\bar{x}$	σ	$\bar{x}$	σ	$\bar{x}$	σ	$\bar{x}$	σ
8.55	0.75915	7.05	0.75915	7.8	0.95145	10.2	0.95145

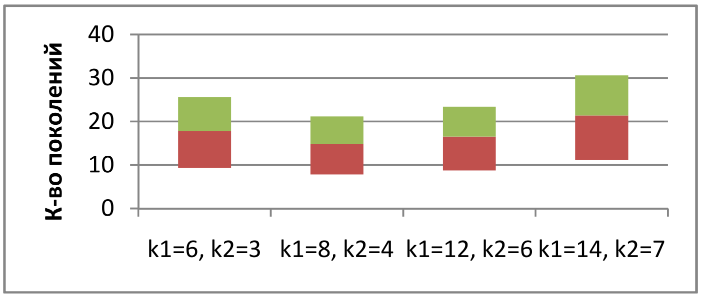


Рис.3. Количество шагов итерации (средняя величина $\bar{x}$ +/- отклонение σ) vs изменения переменных k_1 и k_2 многокритериальной проблемы.

В третьей главе анализируется применение параллельных генетических алгоритмов в задачах многокритериальной оптимизации коллективного поведения динамических объектов. Недостаток известных алгоритмов коллективного распределения целей в группах динамических объектов заключается в том, что в отличие от стратегии централизованного управления децентрализованная стратегия не гарантирует оптимального решения групповой задачи, поскольку решение принимается каждым членом группы самостоятельно. Для того, чтобы гарантировать нахождения оптимального решения групповой задачи децентрализованным образом, группа динамических объектов должна принимать решения не самостоятельно а распределяя групповую задачу между всеми членами группы. Для этого вводиться параллельные генетические алгоритмы многокритериальной оптимизации пГАМКО.

Парадигма островов пГАМКО концептуально делит общее ГАМКО множество векторов возможных решений на ряд самостоятельных, отдельных (суб) множеств; в каждом динамическом объекте проводятся отдельные подмножества (острова). Хотя в каждом подмножестве множества возможных решений развивается в изоляции, в исполнении большинства пГАМКО, векторы возможных решений иногда перемешиваются (мигрируют) между подмножествами на основе некоторого отбора или фитнес-критериев. Таким образом, требуется определения подходящих миграционных политик. Передвижение (миграция и замена) векторов возможных решений позволяет перемешивать возможные решения в каждом подмножеством. Это подразумевает, что каждое множество возможных решений ищет в различных регионах пространства возможных решений.

Параллельный генетический алгоритм будет тестироваться многокритериальной задачей Виннета 1, сначала централизованным образом и далее при миграции и замене случайным образом, методом элитизма и предлагаемым методом динамических миграций и замен. Этот метод уменьшает количество эмигрантов из шага на шаг итерации.

Коллектив динамических объектов решает следующую тестовую многокритериальную задачу Виннета 1 (рис. 4) (минимизировать все функции):

$$f_1(x,y)=\frac{1}{2}\left(x^2+y^2\right)+\sin\left(x^2+y^2\right)\rightarrow \min,$$
$$f_2(x,y)=\frac{(3x-2y+4)^2}{8}+\frac{(x-y+1)^2}{27}+15\rightarrow \min,$$
$$f_3(x,y)=\frac{1}{\left(x^2+y^2+1\right)}-1.1e^{\left(-x^2-y^2\right)}\rightarrow \min$$

С точки зрения эволюции можно видеть, что в самых первых шагах итерации – требуются большие миграции и замен. Поэтому динамический метод миграции и замены, который уменьшает количество эмигрантов из шага на шаг итерации (см. рис. 4) представляет собой выгодное решение (алгоритм сходится в течение 7 шагов итерации на 35% быстрее, чем обычные генетические алгоритмы многокритериальной оптимизации), поскольку снижаются требования к пропускной способности каналов связи между динамическими объектами группы.

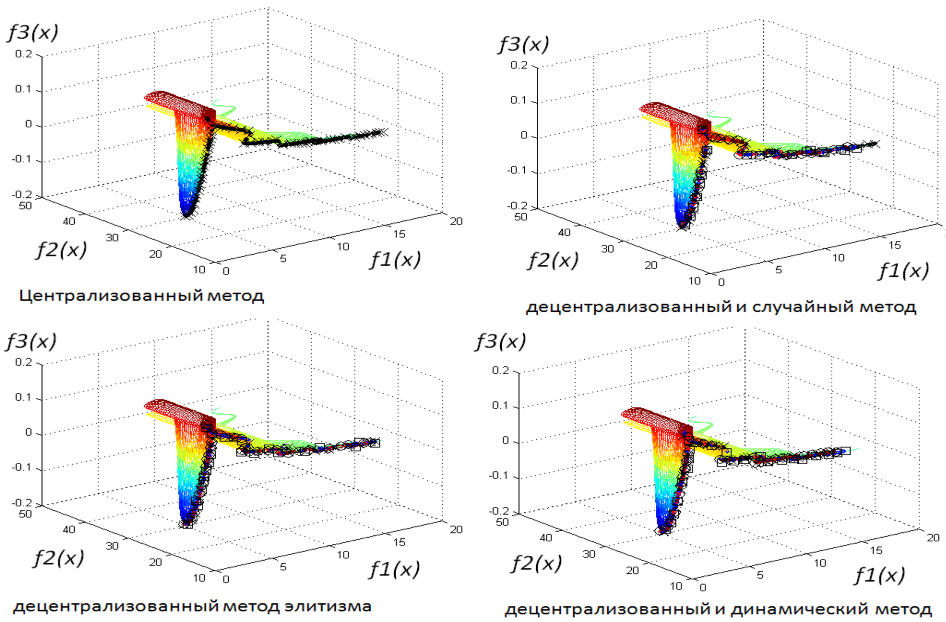


Рис. 4. Известные Парето-фронты задачи Виннета 1. Точки X – решения первого подмножество(1 дин. объект), точки O – решения второго подмножество(2 дин. объект) и точки □ – решения третьего подмножество (3 дин. объект)

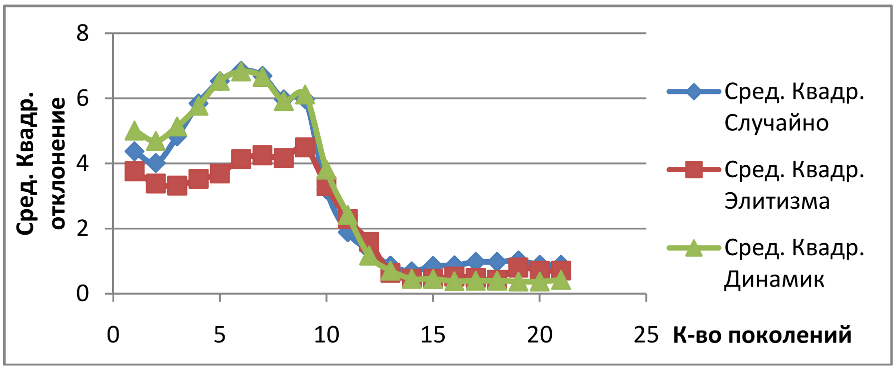


Рис. 5. Сравнение среднеквадратического изменения количества Парето-фронтов всех вариантов миграции и замены

На рисунке 5 представлены результаты сравнения критериев остановки. Чтобы проверять качество алгоритмов, было использовано их среднеквадратическое отклонение количества Парето-фронтов. Предварительное решение показывает, что случайный метод сходиться быстрее, чем другие. Тем не менее, когда речь идет о многокритериальных задачах оптимизации, есть несколько причин, почему качественная оценка результатов становится затруднительной. Во-первых, не возможно оценивать результаты визуальным образом (см. рис. 4) и, во-вторых, вероятностный характер генетических алгоритмов приводит к необходимости выполнения нескольких серий экспериментов для оценки их эффективности. Таким образом, результаты должны быть подтверждены использованием статистических инструментов анализа. Поэтому в четвертой главе демонстрируются результаты анализы этих инструментов.

В четвертой главе обсуждаются результаты применения генетических алгоритмов в задачах многокритериальной оптимизации коллективного поведения динамических объектов. Для этого используются показатели качества генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации.

Из статистического анализа показателей качества различных методов миграции и замен параллельных генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации, следует, что все три подхода параллелизма и серийный метод имеют очень похожие результаты по сравнению с истинным Парето-фронтом. Параллельные методы имеют намного меньшие вычислительные затраты по сравнению с серийным методом. Кроме того они имеют линейный характер относительно *И* – число динамических объектов (см. Рис 6), особенно динамический метод поскольку, время для миграции уменьшается из шага на шаг итерации. Далее можно подчеркивать, что у каждого метода есть свои преимущества (см. таб. 2), в частности динамический метод имеет самый низкий индекс распространения и размер доминирующего пространства на 2 % меньше. Это происходит из-за невысокого разнообразия решений и высокого давления отбора, особенно в начале эволюции. Пока случайный метод имеет высокий индекс распространения и размер доминирующего пространства на 7 % больше – этот факт демонстрирует низкое давления отбора случайного метода и высокое разнообразие решений. С другой стороны, динамический метод имеет самый высокий индекс разницы покрытия на 18% по сравнению с серийным подходом.

Таблица 2

	Пар. Пф Случ.	Пар. Пф Элит.	Пар. Пф Дина.
% Vs цент. Расстояния	-6,25	-6,25	-12,50
% Vs цент. Покрытия	-2,51	4,02	5,03
% Vs цент. Раз Покрытия	-5,87	-8,71	-18,56
% Vs цент. Разм. Дом. Про.	-7,33	-0,49	0,27

Расстояния Пф – способ оценки насколько далеко элементы из множества векторов найдены от Парето оптимального набора и определяется как:

$$Расс = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} d_i^2}}{n},$$

где n число векторов во множестве решений, найденных и d_i – это евклидовое расстояние (измеряемое в пространстве целей) между каждым из них и ближайшими членами Парето набора. Ясно, что значение $GD = 0$ означает, что все полученные элементы, находятся в оптимальном наборе по Парето. Таким образом, любое другое значение покажет, насколько "далеко" находится решение от глобального фронта Парето.

При использовании метрики *покрытия* C, можно сравнить два набора недоминируемого решения друг с другом.

Пусть X – это множество векторов для решения проблемы в целом и $A, B \subseteq X$ два набора векторов решения. Функция C устанавливает соответствие упорядоченной пары (A, B) в интервале [0,1]:

$$C(A,B) = \frac{\left|\{b \in B / \exists a \in A : a \succeq b\}\right|}{|B|}$$

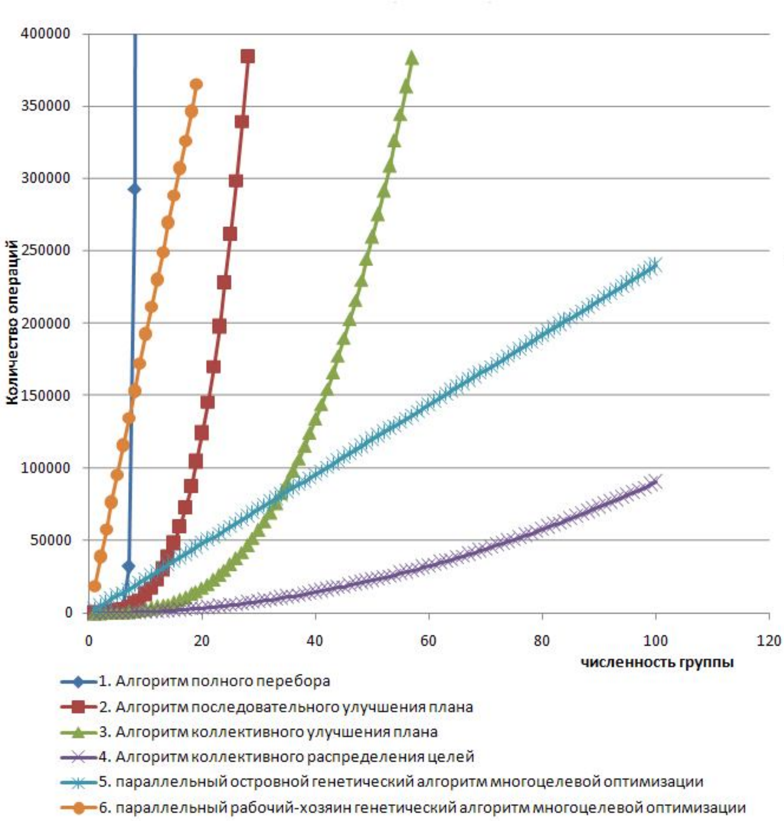
• Значение $C(A, B) = 1$ означает, что все решения векторов B доминируют A.

• Значение $C(A, B) = 0$ представляют собой ситуации, когда ни одна из точек набора B доминируют A.

• $C(A, B)$ не обязательно равна $C(B, A)$.

Показатель качества размера доминирующего пространства S определяет, сколько из пространства целей доминирует данное недоминируемое множество A. Пусть X – это решения векторов для рассматриваемой задачи и $A = x_1, x_2, ..., x_t \subseteq X$ набор t векторов решения. Функция $S(A)$ дает охваченный объем объединением многогранников p_1, p_2, ..., p_t, где каждый p_i образуется пересечением следующих гиперплоскостей, вытекающих из x_i вместе с осями: для каждой оси в пространстве целей существует гиперплоскость, перпендикулярная оси, и проходящая через точку $\left(f_1(x_i), f_2(x_i),..., f_k(x_i)\right)$.

Показатель качества разницы покрытия. Пусть $A, B \subseteq X$ – два множества векторов решения. Размер пространства, который доминирует *A* и не доминирует *B* (в отношении пространства целей) обозначается *D* (*A*, *B*) и определяется следующим образом: *D* (*A*, *B*) = *S* (*A* + *B*) - *S* (*B*), где *S* (*A*) определено выше. Представляет собой относительный размер области (в пространстве целей), которой доминирует *A* и не доминирует *B*.



$$1.\ I_{ce} = (N-1)N! + 2(N! - 1)$$

$$2.\ I_{sip} = \frac{N^4}{4} + 10{,}5N^3 - 0{,}5N$$

$$3.\ I_{CIP} = 2N^3 + 4N^2 - 6N - 2$$

$$4.\ I_N^{\Sigma} = 9N^2 + 7N$$

$$5.\ I = G(N * n^2 + T_{mig}) + T_{coll}$$

$$6.\ I = G(N * m * (n)^2 + T_{mig})$$

Рис. 6. Зависимость *I* – количества вычислительных операций от численности группы динамических объектов

В конце приводится сравнительный анализ известных алгоритмов коллективного распределения целей и алгоритмов научной школы Каляева И.А. (1-4 см. рис. 6). *И* – количество объектов в группе, *G* – количество шагов итерации, *n* – количество решений в каждом подмножестве возможных решений, T_{mig} – время для завершения окрестности миграции, T_{coll} – время, чтобы вычислить общий фронт Парето. T_{mig} и n^2 – константы при использовании кольцевой топологии *n*=25. Недостаток ускоренных алгоритмов коллективного распределения целей (4 из рис. 6) в группах динамических объектов заключается в том, что в отличие от стратегии централизованного управления децентрализованная стратегия не гарантирует оптимального решения групповой задачи, поскольку решение принимается каждым членом группы самостоятельно. Этот недостаток не существует в генетических алгоритмах многокритериальной оптимизации, поскольку генетические алгоритмы одновременно и независимо позволяют найти оптимум для нескольких параметров. Нужно подчеркнуть, что предлагаемые алгоритмы параллельных генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации для коллективного распределения целей в группах динамических объектов имеют линейный характер относительно $И$ – число динамических объектов управления.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ.

В процессе проведенных в диссертационной работе исследований получены следующие основные результаты:

1. На основе анализа существующих разработок систем управления динамическими взаимосвязанными объектами, реализующими различные стратегии поведения, показано, что для управления динамическими взаимосвязанными объектами, функционирующими в сложной динамической, недетермнированной среде, наиболее эффективным является децентрализованное (распределенное) управление.
2. Предложен новый метод решения проблемы управления группами динамических объектов, отличающийся от известных тем, что он основан на принципах генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации. Предложенный алгоритм многокритериальной оптимизации позволяет повысить эффективность коллективного поведения взаимодействующих динамических объектов за счет более эффективного распределения целей на основе использования информационного обмена между соседними динамическими объектами при инициализации начальных множеств возможных решений и также позволяет сократить время поиска оптимального решения на 35%.
3. Разработан новый метод коллективного распределенного управления группой динамических объектов на основе параллельных генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации, который обеспечивает линеаризацию вычислительной сложности задачи группового управления. Предлагаемый параллельный генетический алгоритм многокритериальной оптимизации позволяет сократить время поиска оптимального решения задачи целераспределения в коллективе динамических объектов. При этом даже при определенном увеличении размерности коллектива динамических объектов применение генетических алгоритмов позволяет по–прежнему получить решения за приемлемый для данной модели интервал времени.

4. На основе статистического анализа показателей качества различных методов миграции и замены параллельных генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации и показано преимущество параллельных генетических алгоритмов многокритериальной оптимизации с помощью сравнительного анализа алгоритмов коллективного распределения целей.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. **Mauledoux M.F.,** Distributed Multi-Objective Optimal Control for Wind Farms [Электронный ресурс] / M.F. Mauledoux, V.P. Shkodyrev // 4th International Scientific Conference on Physics and Control, PhysCon2009. 1-4 September 2009, Catania, Italy. IPACs Digital Library, 2009.
2. **Моледу, М.Ф. Применение генетических алгоритмов в задачах многоцелевой оптимизации коллективного поведения роботов [Текст] / М.Ф. Моледу, В.П. Шкодырев // Научно-технические ведомости СПбГПУ. – СПб: Наука, 2009. – № 4. – С. 157-164.**
3. **Mauledoux M.F.** Multiobjective Evolutionary Algorithm MOEA to Solve Task Allocation Problems in Multi Agents Systems [Текст]: в 5 ч. / M.F. Mauledoux, V.P. Shkodyrev // 2010 The 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering. Listed in IEEE Xplore and indexed by both EI (Compendex) and ISI Web of Knowledge. Proceeding (ISTP), 2010. – С. 839-843. ISBN: 978-1-4244-5585-0. Доля автора 80%.
4. **Mauledoux M.F.** Multiobjective Evolutionary Algorithm MOEA an Approach for Solving MAS Multiatribute Allocation TaskSystems [Текст]: в 1 ч. / M.F. Mauledoux, V.P. Shkodyrev // Listed in IEEE Xplore and indexed by both EI (Compendex) and ISI Web of Knowledge. Proceeding (ISTP), 2010. – С. 277-281. ISBN: 978-1-4244-5585-0. Доля автора 80%.
5. **Моледу, М.Ф. Распределенное параллельное многокритериальное управление для ветропарков [Текст] / М.Ф. Моледу// Научно-технические ведомости СПбГПУ. – СПб: Наука, 2010. – № 3. – С. 54-63.**
6. **Моледу М.Ф.**, Многоцелевая оптимизация для принятия решения в коллективе роботов [Текст] / М.Ф. Моледу, В.П. Шкодырев // Робототехника. Взгляд в будущее10 -11 марта 2010 года, Санкт-Петербург. С. 179-181.