

Посвящается 100-летию академика Бориса Николаевича Петрова
Dedicated to the Centenary of academician Boris Nikolaevich Petrov

Российская академия наук
Самарский научный центр
Институт проблем управления сложными системами

Труды XV Международной конференции
Proceedings of the XV International Conference

ПРОБЛЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ И МОДЕЛИРОВАНИЯ В СЛОЖНЫХ СИСТЕМАХ

COMPLEX SYSTEMS: CONTROL AND MODELING PROBLEMS

25-28 июня 2013, Самара, Россия

June 25-28, 2013, Samara, Russia

Редакторы:

академик Е.А. Федосов

академик Н.А. Кузнецов

профессор В.А. Виттих

Editors:

academician E.A. Fedosov

academician N.A. Kuznetsov

professor V.A. Vittikh

Проблемы управления и моделирования в сложных системах:

Труды XV Международной конференции (25-28 июня 2013 г. Самара, Россия)

/Под ред.: акад. **Е.А. Федосова**, акад. **Н.А. Кузнецова**, проф. **В.А. Виттиха**.

-Самара: Самарский научный центр РАН, 2013. - 708 с.

ISBN 978-5-93424-662-5

В предлагаемом сборнике содержатся труды XV Международной конференции «Проблемы управления и моделирования в сложных системах», распределенные по следующим направлениям: современная теория управления и её приложения (секции - «Оптимальное управление в системах с распределенными параметрами», «Моделирование и управление в сложнотурбируемых системах», «Оптимальное управление в аэрокосмических системах»); интеллектуальные системы управления и обработки информации (секции - «Теория интересубъективного управления с применением онтологических моделей ситуаций», «Интеллектуальные технологии в сложных системах», «Эргатические системы»); управление и измерение в сложных технических системах (секции - «Управление в сложных технических системах», «Измерения, контроль и диагностика в экстремальных условиях»).

ISBN 978-5-93424-662-5

© Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт проблем управления сложными системами
Российской академии наук, составление, оформление, 2013
© Все права принадлежат авторам публикуемых работ, 2013

The XV International Conference "Complex Systems: Control and Modeling Problems" (CSCMP'2013), was held on June 25–28, 2013 in Samara (Russia) by the International Association for Mathematics and Computers in Simulation (IMACS), National Committee of Automatic Control of Russia, Samara Scientific Centre of Russian Academy of Sciences, Institute for the Control of Complex Systems of Russian Academy of Sciences (ICCS RAS) with the participation of the Volga Region University of Telecommunications and Informatics and Smart Solutions Company (Samara, RF).

The Conference was funded according to the project № 13-08-06038 of Russian Foundation for Basic Research.

The conference reports were presented on the following sections:

- Modern Theory of Optimal Control and its Applications:
 - Optimal Control of Systems with the Distributed Parametres.
 - Modelling and Control in Complex Structured Systems.
 - Optimal Control in Aerospace Systems.
- Intellectual Systems of Information Control and Processing:
 - Theory of Intersubjective Management with Application of Ontological Situations Models.
 - Intellectual Technologies in Complex Systems.
 - Ergatic Systems.
- Control and Measuring in Complex Technical Systems:
 - Control in Complex Technical Systems.
 - Measuring, Control and Diagnostics in Extreme Conditions.

The scientists from universities and research institutes of Great Britain, Germany, USA, Switzerland, Czech Republic, Latvia participated at the conference. The Russian participants represented the Russian Academy of Sciences, universities, research and development centers, enterprises and governmental authorities.

XV Международная конференция «Проблемы управления и моделирования в сложных системах» (ПУМСС-2013) проводилась в г. Самаре (Россия) 25-28 июня 2013 года Международной ассоциацией по математическому и компьютерному моделированию (IMACS), Российским Национальным комитетом по автоматическому управлению, Самарским научным центром Российской академии наук, Институтом проблем управления сложными системами Российской академии наук (ИПУСС РАН) при участии Поволжского государственного университета телекоммуникаций и информатики, а также научно-производственной компании «Разумные решения» (г. Самара).

Конференция получила финансовую поддержку Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 13-08-06038).

На Конференции были представлены доклады по следующим направлениям и секциям:

- Современная теория оптимального управления и её приложения:
 - Оптимальное управление в системах с распределёнными параметрами.
 - Моделирование и управление в сложноструктурируемых системах.
 - Оптимальное управление в аэрокосмических системах.
- Интеллектуальные системы управления и обработки информации:
 - Теория интересубъективного управления с применением онтологических моделей ситуаций.
 - Интеллектуальные технологии в сложных системах.
 - Эргатические системы.
- Управление и измерения в сложных технических системах:
 - Управление в сложных технических системах.
 - Измерения, контроль и диагностика в экстремальных условиях.

В Конференции приняли участие ученые из университетов и научных учреждений Великобритании, Германии, США, Швейцарии, Чехии, Латвии. Отечественные ученые представляли Российскую академию наук, вузы, научно-производственные объединения и промышленные предприятия страны, органы государственной власти.

1. Ф...
2. В...
3. Б...
4. А...
5. Ва...
6. Ин...
7. Куз...
8. Кур...
9. Лут...
10. Наке...
11. Нови...
12. Рапо...
13. Ржев...
14. Рудне...
15. Себря...
16. Смирн...
17. Филип...
18. Шорин...

ПРОГРАММНЫЙ КОМИТЕТ КОНФЕРЕНЦИИ

1. Федосов Е.А. - академик РАН, председатель Программного комитета
2. Виттих В.А. - д.т.н., заместитель председателя, ИПУСС РАН, г. Самара
3. Боровик С.Ю. - д.т.н., ученый секретарь, ИПУСС РАН, г. Самара
4. Анишаков Г.П. - член-корреспондент РАН
5. Васильев С.Н. - академик РАН
6. Инден У. - профессор Кёльнского университета, г. Кёльн, Германия
7. Кузнецов Н.А. - академик РАН
8. Куржанский А.Б. - академик РАН
9. Лути С. - профессор Падуанского университета, г. Падуа, Италия
10. Наке Б. - директор Института электротехнологий
Университета им. Лейбница, г. Ганновер, Германия
11. Новиков Д.А. - член-корреспондент РАН
12. Рапопорт Э.Я. - д.т.н., ИПУСС РАН, г. Самара
13. Ржевский Г.А. - профессор Открытого университета, г. Лондон, Великобритания
14. Руднев В.И. - директор по науке и технологиям группы компаний
«Inductoheat», г. Мэдисон-Хайтс, США
15. Себряков Г.Г. - член-корреспондент РАН
16. Смирнов С.В. - д.т.н., ИПУСС РАН, г. Самара
17. Филимонов Н.Б. - д.т.н., МГУ им. М.В. Ломоносова, г. Москва
18. Шорин В.П. - академик РАН

ОРГАНИЗАЦИОННЫЙ КОМИТЕТ КОНФЕРЕНЦИИ

- | | | | |
|-----|---|---|----|
| 1. | <i>Виттих В.А.</i> | - д.т.н., председатель Организационного комитета, ИПУСС РАН, г. Самара | |
| 2. | <i>Смирнов С.В.</i> | - д.т.н., заместитель председателя, ИПУСС РАН, г. Самара | |
| 3. | <i>Боровик С.Ю.</i> | - д.т.н., ученый секретарь, ИПУСС РАН, г. Самара | 1. |
| 4. | <i>Андреев В.А.</i> | - д.т.н., Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, г. Самара | 2. |
| 5. | <i>Бааке Е.</i> | - академический директор Института электротехнологий Университета им. Лейбница, г. Ганновер, Германия | 3. |
| 6. | <i>Гриценко Е.А.</i> | - заместитель министра здравоохранения и социального развития Самарской области, руководитель департамента развития информационных технологий и организации социальных выплат | 4. |
| 7. | <div style="border: 1px solid black; padding: 2px;"><i>Дилигенский Н.В.</i></div> | - д.т.н., ИПУСС РАН, г. Самара | 5. |
| 8. | <i>Загорюлько Ю.А.</i> | - к.т.н., Институт систем информатики им. А.П. Ершова СО РАН, г. Новосибирск | 6. |
| 9. | <i>Золотухин Ю.Н.</i> | - д.т.н., Институт автоматизации и электрометрии СО РАН, г. Новосибирск | |
| 10. | <i>Ильясов Б.Г.</i> | - д.т.н., Уфимский государственный авиационный технический университет | |
| 11. | <i>Клецев А.С.</i> | - д.ф.-м.н., Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН, г. Владивосток | |
| 12. | <i>Кузнецов С.В.</i> | - зам. директора ИПУСС РАН, г. Самара | 1. |
| 13. | <i>Лазарев Ю.Н.</i> | - д.т.н., Самарский научный центр РАН | |
| 14. | <i>Плещивцева Ю.Э.</i> | - д.т.н., ИПУСС РАН, г. Самара | 2. |
| 15. | <i>Скобелев П.О.</i> | - д.т.н., НПК «Разумные решения», г. Самара | |
| 16. | <i>Форзан М.</i> | - профессор Падуанского университета, г. Падуа, Италия | 3. |
| 17. | <i>Чекалов Л.Л.</i> | - к.т.н., ООО «Транс-Мобил-Спедишн», г. Самара | 4. |

CONTENTS СОДЕРЖАНИЕ

Plenary Papers Пленарные доклады

1.	<i>G. Rzevski</i> Seven Criteria of Complexity and Organisational Design	3
2.	<i>U. Inden</i> On the Aspects of Time-Horizons, Risks and Learning in ARUM Project	4
3.	<i>B.A. Vuttnix</i> Принципы построения ситуационных теорий общества	9
4.	<i>V. Rudnev</i> Maximizing Flexibility, Controllability and Effectiveness of Induction Heating Systems	17
5.	<i>О.Н. Граничин</i> Рандомизация, усреднение и мультиагентные технологии в управлении и извлечении знаний	24
6.	<i>В.Ф. Меньшиков</i> Управление риском в социально-экономической системе	36

MODERN THEORY OF OPTIMAL CONTROL AND ITS APPLICATIONS СОВРЕМЕННАЯ ТЕОРИЯ ОПТИМАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ И ЕЁ ПРИЛОЖЕНИЯ

Optimal Control of Systems with the Distributed Parametres Оптимальное управление системами с распределёнными параметрами

1.	<i>Э.Я. Рапопорт, Ю.Э. Плешивцева</i> Проблемы и методы теории и техники оптимального управления системами с распределёнными параметрами	46
2.	<i>S. Spitans, E. Baake, A. Jakovics</i> Coupled Electromagnetic and Hydrodynamic Calculation of Free Surface Dynamics and Turbulent Flow for Induction Melting Applications	55
3.	<i>В.А. Медникова</i> Численное моделирование проходной индукционной установки в программном пакете ANSYS	66
4.	<i>С.Е. Коришков, И.А. Ткачев</i> Моделирование полей термических напряжений в процессе индукционного нагрева стальных цилиндрических заготовок	72
5.	<i>М.Х. Лапицкая</i> Моделирование процесса индукционного нагрева цилиндрической заготовки в замкнутой системе управления с измерителем состояния	78

РАНДОМИЗАЦИЯ, УСРЕДНЕНИЕ И МУЛЬТИАГЕНТНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В УПРАВЛЕНИИ И ИЗВЛЕЧЕНИИ ЗНАНИЙ

О.Н. Граничин

Санкт-Петербургский государственный университет
198504, Санкт-Петербург, Университетский пр. 28, Россия
Oleg_granichin@mail.ru
тел: +7 (812) 428-49-10, факс: +7 (812) 428-49-10

Ключевые слова: рандомизированные алгоритмы, мультиагентные технологии, управление, извлечение знаний

Abstract

This article is presented the key ideas and applications of the three important tools for system analysis and design, namely, randomization, averaging and multiagent technologies. These tools can largely facilitate the numerical solutions of various estimation, optimization and adaptive control problems, which are typically formulated under limited resources and insufficient data.

Введение

Последние 200 лет были «колыбелью» многих больших и малых революций (рисунок 1). Промышленная революция XIX-начала XX вв. и Первая мировая война породили волну социальных революций, которые если не перевернули, то основательно потрясли мировые устои. Вторая мировая война и послевоенное развитие экономики, исследования в ядерной и микромолекулярной физике, электронике твердого тела и пограничных явлений, создание первых промышленных вычислительных устройств дали толчок индустриальной революции, которая за четверть века подготовила почву для бурного всплеска развития информационных технологий.



Рисунок 1 – Последовательность революций XIX-XXI вв.

Изобретение компьютера — универсального, многофункционального, электронного автоматического устройства для работы с данными и информацией — привело к тому, что компьютерная техника в современном обществе взяла на себя значительную часть работ, связанных с её обработкой, систематизацией и хранением.

В XXI в. мы наблюдаем новый сдвиг в технологиях, который проявляется в разных аспектах. Если в последней четверти XX в. подчеркивали, что развитие нашего общества находится на стадии урбанизации, индустриальной экономики, технологии массовых продуктов, то сейчас её все больше характеризуют глобализация, экономика знаний, цифровые технологии. Ранее ключевым ресурсом был капитал, сейчас — знания/информация. В распределении материальных объектов преобладали дороги и транспорт, сейчас на передовые позиции выходят

цифровые сети. Ранее фокус был на региональной сфере, сейчас — на глобальной. Факторами успеха были возможности экономии ресурсов и сокращения затрат при масштабировании производства, теперь таким фактором стала адаптивность — способность быстрого ответа в виде эффективного решения на непредсказуемые изменения [1]. При этом за последние полвека стоимость применения цифровых технологий снизилась чрезвычайно сильно в отличие от роста затрат на труд и на использование традиционных механических технологий.

Сейчас человечество делает серьезный шаг к новой реальности: кибернетическому будущему. По многим признакам мы вступили в новую фазу кибернетической революции. На рисунке 1 начало этой фазы показано в конце 90-х годов XX в. Понять суть происходящих изменений нельзя без переосмысления многих аспектов парадигмы «Что такое вычислительное устройство и что такое вычислительный процесс». В ближайшее время должны измениться традиционные представления о том, как устроен компьютер, что такое вычислительная система. Эти процессы принесут изменения в стиль программирования, в то, как будут использоваться вычислительные устройства. Переход к новой парадигме вычислений приведет, наверное, к тому, что архитектура вычислительных устройств «сдвинется» в сторону «набора одновременно работающих асинхронных моделей взаимодействующих динамических систем (функциональных элементов)» [2]. Среди новых характерных черт будущей парадигмы все более отчетливо проступают следующие: стохастичность, гибридность, асинхронность, кластерность (отсутствие жесткой централизации и динамическая кластеризация на классы связанных моделей), мультиагентность [3].

Изменения происходят не только в парадигмах управления техническими устройствами. И в менеджменте на смену идеологии, ориентированной на «культ начальства»: руководитель — «это мыслитель, стратег, учитель» и т.д., а его окружение — лица, которые нуждаются в опеке руководителя, но сами инициативы проявлять не могут, должна прийти более гуманистическая теория организации, учитывающая реальные интересы ее участников. Один из таких новых подходов разрабатывается В.А. Виттихом [4]. Это «теория intersубъективного управления», которая противопоставляется «бюрократической теории». Теория исходит из того, что резервы повышения эффективности управления следует искать не в модернизации бюрократической машины, а в самих людях, в каждом человеке, в использовании его интеллектуальных и волевых ресурсов на фоне применения новейших технологий поиска, обработки и использования информации. Теория intersубъективного управления по отношению к классической теории менеджмента имеет совершенно иные — в некотором смысле, противоположные предпосылки. Вместо менеджеров — профессиональных начальников всех рангов — появляются «солидарные акторы», осознающие проблемную ситуацию и на основе объективных данных и партнёрских отношений стремящиеся урегулировать её, соблюдая достигнутые договорённости и не прибегая ни к каким насильственным методам (в том числе, к административному давлению или принуждению). В качестве таких акторов могут выступать граждане, представители органов власти, бизнеса и общественных организаций, у которых, как правило, будут разнообразные и противоречивые интересы, но которые в определенный период времени могут быть связаны общими интересами в достижении общей цели.

В этой статье на основе анализа современного понимания понятий: *информация, сигналы, данные, знания и управление* — выдвигается положение о тесном соединении процессов обработки данных и управления, о ликвидации разграничительных барьеров между ними и приводятся примеры более эффективного решения нескольких «трудных» задач с существенными неопределенностями новыми методами.

1 Информация, сигналы, данные, знания и управление

В XX в. слово «информация» стало термином во множестве научных областей, получив особые для них определения и толкования. Обычно мы рассматриваем информацию как сооб-

щение о том, что что-то произошло, т.е. одна из важнейших ее черт – изменение чего-то (объекта информации). Но информация возникает у кого-то или в чем-то (субъект информации).

На самом деле два крайних термина в заголовке этого раздела неразрывно друг с другом связаны и не могут друг без друга существовать. Ценность информации определяется ее способностью «подтолкнуть» субъекта к определенным действиям, т.е. его способности на основании полученной информации сформулировать некоторое управляющее воздействие. Информация, «не подталкивающая» к действию, – бессмысленна, так же как и бессмысленны какие-то действия без лежащей в их основе информации.

Н. Винер более шестидесяти лет тому назад провозгласил начало эры новой науки «Кибернетики», одним из первых четко подметив, что «информационно-управленческая связь – это существенная часть любых явлений в живой и не живой природе» [5].

Введем для информации обозначение x , а для управления – u . Процесс принятия управленческого решения формализовано может быть записан так

$$(1) \quad u = U(x),$$

где $U(\cdot)$ – некоторая функция от x . Часто информацию x отождествляют с вектором состояний исследуемой системы. В этом случае говорят, что соотношение (1) задает обратную связь по состоянию. Реализация управления естественно влияет на информацию, способствуя новым изменениям объекта информации. Сформированное управление u поступает в систему и воздействует на состояние x , во многих случаях изменяя его.

Формализация процесса принятия решений приводит к необходимости определения понятий: сигналы, данные и знания.

Информация проявляется себя через изменения в тех или иных физических или социальных явлениях. Например, у заболевшего человека повышается температура тела. При падении дерева органы слуха фиксируют изменения в окружающих нас звуках, а глаза – изменения в отображаемой картинке. При движении подводной лодки от ее гребных винтов распространяются специфические акустические волны. При приближении самолета и попадании его в зону видимости нашего радара от него отражается посылаемая радаром электромагнитная волна. Социальные изменения проявляются через выборочные опросы, голосования и т.п. Физические и социальные явления и процессы, изменение которых можно зарегистрировать с помощью органов чувств или приборов, называются *сигналами*. Результаты регистрации называются *данными*. Осознание связей между зарегистрированными данными и информацией, а также способы выбора управляющих воздействий в зависимости от той или иной информации будем называть *знаниями*.

Например, регистрация температуры тела человека дала значение более 38,5 градусов Цельсия. Это говорит о том, что пациент болен.

Обозначим через f – сигналы и через y – данные. Схема процесса регистрации сигнала показана на рисунке 2.

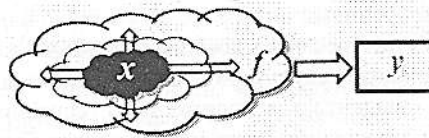


Рисунок 2 – Схема регистрации сигнала (получения данных)

Если нам доступны только данные наблюдений, то процесс принятия решения – это выработка управляющего воздействия на основе зарегистрированных данных

$$(2) \quad u = U(y).$$

Законы управления такого типа называются обратными связями по наблюдениям.

На практике реальная ситуация осложняется еще и тем, что при получении данных в любом регистрационном устройстве к сигналам добавляются некоторые помехи (ошибки) v . Хорошо поставленный эксперимент при тщательном измерении позволяет в некоторых случаях свести ошибки v к минимуму: $v \approx 0$. Если первоначально «чистый» эксперимент не поставить, то стараются сделать его таковым с течением времени, т.е. $v \rightarrow 0$. В других случаях в задачах о наблюдении физических явлений часто достаточно обоснованно предполагают статистическую природу помех, но возможны осмысленные постановки задачи и при произвольных внешних помехах [6].

В работоспособных системах имеющиеся знания позволяют на основании получаемых данных y формировать управляющие воздействия u , которые или дают какой-то выигрыш или позволяют как-то скомпенсировать негативную информацию. Без базы знаний постановка задачи о выработке обоснованных управляющих воздействий оказывается почти бессмысленной. Уточнение «почти» включено, т.к. при априорном отсутствии знаний их зачастую можно приобрести с течением времени.

Совокупность накопленных знаний называют *онтологией*.

Знания в онтологию поступают как «извне» в виде постулируемых законов («откровений»), так и формируются «внутри» системы при обработке данных. Процесс извлечения знаний из данных определяет круг задач такой новой бурно развивающейся области как *Data Mining*. В контексте задач управления онтология служит своеобразной базой данных (знаний), из которой выбирается наиболее адекватная текущей ситуации функция управления $U(\cdot)$ (см. рисунок 3).

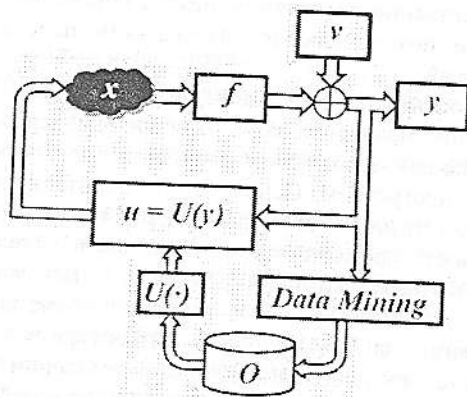


Рисунок 3 – Обратная связь по наблюдениям с помехами и выбор функции управления $U(\cdot)$

Изменение набора знаний со временем очень важная черта, позволяющая адаптироваться к изменяющимся условиям.

2 Соединение процессов обработки данных и управления

Процессы управления и накопления знаний часто являются взаимно противоречивыми. Целью управления обычно является достижение какого-то устойчивого состояния (по возможности не изменяющегося со временем). В этом состоянии «очень мало информации», и, следовательно, невозможно выявить или установить новые связи, значения и т.п. Например, о лежащем в пыли на обочине дороги камне мало что можно узнать при поверхностном осмотре. Его неизменность дает мало информации (характеристик изменений). Камень надо перевернуть, поднять, толкнуть или расколоть для получения какой-то информации. Это приводит к тому, что при синтезе законов управления часто сталкиваются с проблемой недостаточной

вариативности последовательности наблюдений. А.А. Фельдбаум сформулировал известный принцип «дуального управления»: управляющие воздействия должны быть в известной мере изучающими, но, в известной мере, направляющими [7]. Например, если цель адаптивного управления состоит в минимизации отклонения вектора состояния системы от заданной траектории, то это часто приводит к вырожденной последовательности наблюдений, в то время как для успешного проведения идентификации неизвестных параметров системы должно быть обеспечено «разнообразие» наблюдений.

Сложившаяся к настоящему времени парадигма использования вычислительных устройств базируется на исторически сложившемся разделении процессов обработки данных и принятия управленческих решений (после обработки). Основания этого разделения прослеживаются в истории развития средств вычислительной техники. Первоначально компьютеров было мало и они, занимая огромные пространства, требовали специальных условий для эксплуатации. Формировались особые вычислительные центры для объединенного решения в одном месте множества разных задач, причем до сих пор актуальным остается одно из приоритетных направлений развития — создание суперкомпьютеров. Встроенным устройствам традиционно отводилась роль или устройств для сбора данных, или устройств для реализации определенных управляющих воздействий. В некоторых случаях они использовались как регуляторы в простых контурах обратной связи. Суперкомпьютеры брали на себя выполнение задач *Data Mining*.

Но надо четко отдавать себе отчет в применимости этой традиционной парадигмы. В природе и обществе все-таки информационно-управленческие связи являются основой всех явлений и процессов. Искусственно разделяя процессы обработки данных и управления, мы существенно снижаем наши потенциальные возможности использования информационно-коммуникационных технологий.

Надо ли разделять процессы обработки данных и управления?

С начала XXI в. в теории управления заметен всплеск интереса к тематике управления в сетях, коллективному взаимодействию, мультиагентным технологиям и т.п. Это во многом связано с технологическим прогрессом. Сейчас миниатюризация и быстродействие средств вычислительной техники достигли такого уровня, что стало возможным в миниатюрных встроенных системах реального времени использовать вычислительные блоки, соизмеримые по производительности с мощными компьютерами XX в. Все чаще «простые» встроенные устройства заменяются на «интеллектуальные встроенные системы». Новые альтернативы позволяют по-новому взглянуть на *Data Mining*. В литературе все чаще появляются мысли о возрождении науки «Кибернетика» с большой буквы, о появлении «неокибернетики» [8]. Теория управления, начавшись с регуляторов механических систем в XIX в., пройдя к концу XX в. этап глубокой интеграции с цифровыми технологиями обработки данных и принятия решений, фокусируясь в XXI в. на сетях объектов, выступает «собирателем» трех основных компонент прогресса второй половины XX века: теории управления, теории коммуникаций, информатики [9].

Может ли дать какое-то новое качество в обработке данных и извлечении знаний применение кибернетической парадигмы, при которой процессы «добычи знаний» и получения информации будут учитывать неразрывную связь информации и управления (и опираться на нее)?

Да, может!!!

2.1 Эффективность замкнутых стратегий в условиях неопределенностей

Для иллюстрации положительного ответа в [10] рассмотрены несколько примеров повышения эффективности процессов обработки данных и управления при изменении парадигмы. Один из них основан на использовании замкнутых стратегий управления в условиях неопределенностей. Для объекта управления (ОУ) с входами $u(t)$ и выходами $y(t)$, и предположим,

что задано начальное состояние $y(0) = 1$, и динамика объекта при $t = 1, 2$ описывается уравнением

$$y(t) + ay(t-1) = u(t-1) + v(t)$$

с неопределенностями $v(t)$ и a двух типов:

- динамические возмущения $v(t)$ неизвестны и ограничены для всех t : $|v(t)| \leq 1$, но могут меняться со временем;
- коэффициент модели a также неизвестен и ограничен: $a \in [1; 5]$, но он не может изменяться со временем.

Можно выбрать входы $u(0)$ и $u(1)$. Цель — минимизировать $|y(2)|$.

При сравнении качества минимаксной оптимизации

$$J = \sup_{a \in [1; 5]} \sup_{|v(1)| \leq 1, |v(2)| \leq 1} |y(2)| \rightarrow \min_{u(0), u(1)}.$$

для двух классов допустимых стратегий управления: программных (всевозможные пары $u(0)$, $u(1)$) и замкнутых (в которых в момент времени $t = 1$ можно использовать наблюдение $y(1)$ и управление $u(0)$), получились два существенно отличающихся ответа $J_{pr}^{opt} = 8,25$ и

$$J_{cl}^{opt} = 2,125.$$

Зависимость качества управления от задания класса неупреждающих стратегий адекватно понимается далеко не во всех публикациях. Если все параметры объекта управления известны и помехи отсутствуют, то множества программных и замкнутых стратегий управления оказываются совпадающими.

2.2 Усреднение наблюдений и рандомизация

Другой пример из [10] показывает возможность получения обоснованных оценок неизвестных параметров системы в условиях произвольных внешних возмущениях в измерениях при допущении возможности активно влиять на результаты измерений, выбирая рандомизированные управления (входы).

В случае больших и сложных систем, состоящих из похожих компонентов, в статистической механике и физике оправдал себя подход Крылова-Боголюбова, основанный на усреднении данных, активно развиваемый, начиная с работ Гиббса, основываясь на теории Лебега. Для большого количества физических и социальных явлений при отсутствии внешних воздействий выполняется гипотеза эргодичности, когда среднее пространственное значение той или иной характеристики различных компонент системы, подсчитанное в определенный момент времени, совпадает со средним временным значением одной из компонент. При этом идеи усреднения хорошо согласуются и с конструкцией многих регистрирующих приборов, принцип действия которых часто заключается в том, что они выдают в результате некоторое среднее значение той или иной характеристики за определенный интервал времени.

Если регистрирующий прибор усредняет поступающие при $t = 1, \dots, T$ «мгновенные» сигналы $f(t)$ с помехами $v(t)$, то на выходе прибора получаем

$$y = \sum_{t=1}^T f(t) + \sum_{t=1}^T v(t).$$

При случайной природе помех $v(t)$ и известном среднем значении m в предположении об их независимости, одинаковой распределенности, конечности дисперсии, в силу закона больших чисел теории вероятностей, увеличивая T , можно добиться сколь угодно малой вероятности отличия второго слагаемого в последней формуле от среднего значения помехи. Т.е. по данным y и m можно достаточно точно определить среднее значение сигнала $f(t)$, определяемое первым слагаемым в последней формуле.

Что делать, если помехи $v(t)$ не являются случайными (статистическими)? Например, $v(t)$ — значения неизвестной функции (т.е. произвольные).

В рамках классической парадигмы обработки данных постановка задачи об оценивании среднего значения сигнала регистрируемого на фоне произвольных помех кажется абсурдной, но не из-за ее практической бессмысленности (это очень важная задача), а из-за невозможности ее как-то решить.

Для простоты рассмотрим случай скалярных наблюдений. Модернизируем постановку задачи, включив в модель наблюдений управляющее воздействие (вход) u .

Следуя парадигме неразрывности информации и управлений, будем считать, что регистрируемый сигнал f в момент времени t напрямую определяется текущим входом $u(t)$ и некоторым неизвестным параметром x (неизвестным коэффициентом усиления/ослабления входа)

$$f(t) = x \cdot u(t).$$

Модель наблюдений можно переписать в виде:

$$(3) \quad y(t) = x u(t) + v(t), \quad t = 1, 2, \dots, T.$$

Причем мы можем:

- выбирать входы $u(t)$,
- измерять выходы $y(t)$.

При использовании $u(t) \equiv 1$ получаем традиционную задачу об оценивании неизвестного параметра x , наблюдаемого на фоне помех.

На самом деле с такими постановками задач мы сталкивались уже в школьной программе изучая физические эксперименты, в которых измеряется результат того или иного воздействия на систему. Например, прикладывая к пружине разные усилия, мы получаем разные длины растяжения или сжатия. Но полученные результаты — это не произвольные числа, они определяются характеристиками (параметрами) самой пружины (коэффициентом упругости). Кроме того, на результат влияют и конкретные условия проведения эксперимента, определяемые внешними силами, помехами и т.п. (в частности, трение).

Другой типичный пример из области исследования материалов, или недр, или разнообразных применений дистанционного зондирования показан на рисунке 4. Источник посылает в пространство некоторый сигнал: или поток частиц (электроны, α -частицы и т. п.), или волну той или иной природы (акустической или электромагнитной), — причем интенсивность потока можно варьировать и точно измерять (например, мерить величину «ушедшего» заряда). При встрече с мишенью либо сигнал отражается (эхо-акустика, радар и т.п.), либо его взаимодействие с мишенью порождает некоторый новый «отраженный» (может быть и другой природы), интенсивность которого потом измеряется детектором. Требуется определить неизвестный параметр x , который либо равен нулю, что соответствует отсутствию мишени с заданными отражающими свойствами, либо при положительной величине x характеризует те или иные физические характеристики: дальность до мишени, ее размер, отражающие свойства материала и т.п.

Общим в рассмотренных примерах является возможность активного влияния экспериментатора на результат наблюдений (возможность подать «входное воздействие»).

В каком максимально широком классе помех $v(t)$ все-таки реалистично попытаться получить осмысленный ответ в задаче об оценивании неизвестного параметра x ?

Естественно при записи уравнения (3) предположить, что второе слагаемое в правой части $v(t)$ включает в себя все неопределенности влияющие на выход $y(t)$, которые никак не связаны с $u(t)$, т.к. $u(t)$ явно входит только в первое слагаемое в правой части (3). Такие помехи будем называть «внешними», подчеркивая их независимость от внутренних входов, подаваемых в систему. Можно ли как-то решить задачу в таком классе неопределенностей?

Поясним схему задачи, используя рисунок 5 Система является «черным ящиком» с входом $u(t)$ и выходом $y(t)$. Система характеризуется неизвестным нам параметром x (в примере с

Например, $v(t)$

об оценивании
т.е. абсурдной,
а невозможно-

ем постановку

ть, что регист-
и $u(t)$ и некото-
ения входа)

и неизвестного

альной программе
ого воздействия
м разные длины
слова, они опреде-
пружести). Кроме
а, определяемые

др, или разнооб-
очник посылает в
и т. п.), или вол-
интенсивность по-
едшего» заряда).
либо его взаимо-
ть и другой при-
определить неиз-
вию мишени с за-
характеризует те
ежающие свойства

влияния экспери-
вие»).

попытаться полу-

емое в правой час-
орые никак не свя-
и (3). Такие помехи
их входов, подавае-
ностей?

ым ящиком» с во-
тром x (в примере с

пружиной x — это коэффициент упругости). Экспериментатор может выбирать воздействия на систему $u(t)$, которые поступают на вход «черного ящика» (в примере с пружиной мы можем растянуть или сжать ее на расстояние $u(t)$). На выходе «черного ящика» к результату добавляется внешняя помеха $v(t)$, которая никак не связана с «внутренними» процессами внутри «черного ящика» (в примере с пружиной выход с помехой — погрешности измерений, вносимые динамометром).

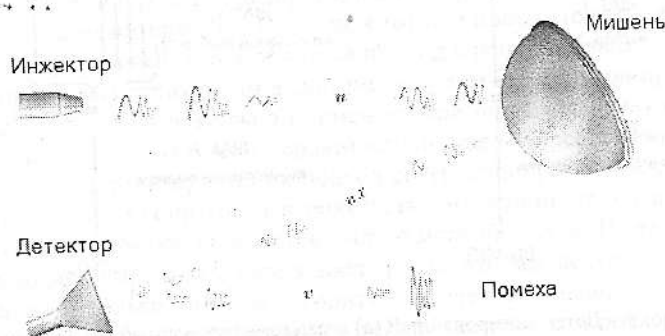


Рисунок 4 — Источник, мишень и детектор отраженного сигнала

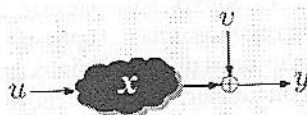


Рисунок 5 — Модель наблюдения сигнала с помехой

Уточним задачу. Требуется по последовательности входов и выходов $\{u(t), y(t)\}$ определить неизвестный параметр x при отсутствии каких-либо ограничений на последовательность внешних помех $\{v(t)\}$.

Не кажется ли такая постановка задачи абсурдной?

С детерминистской точки зрения — конечно! Не может быть никакого детерминированного алгоритма, дающего хотя бы в каком-то смысле здравый ответ (кроме бессмысленного решения — вся числовая ось). Предложив в качестве ответа любое из чисел или даже какой-то интервал при конечном (или счетном) числе наблюдений, всегда можно будет подобрать такие $v(t)$, что при следующем наблюдении предложенный ответ будет неверным.

Общий алгоритм последовательного оценивания неизвестного параметра x состоит из двух шагов:

- 1) Выбор входа $u(t)$.
- 2) Оценивание параметра x на основе полученных данных $u(t), y(t)$ (например, вычисление числовой оценки $\hat{x}$ или множества $\hat{X}$, содержащего x).

Если бы в условиях задачи дополнительно можно было бы предположить случайную (вероятностную) природу помех $v(t)$, то при выполнении условий закона больших чисел можно было бы говорить об оценивании неизвестного параметра x путем простого усреднения данных наблюдений.

Если наблюдения проводить также со случайной помехой, но у которой среднее значение m было бы неизвестно, то результаты усреднения отличались бы от истинного значения x , на неизвестную величину m .

Несмотря на кажущуюся абсурдность постановки задачи оценивания при произвольных внешних помехах, из практических потребностей часто ее все-таки приходится решать.

Альтернативой оказываются рандомизированные алгоритмы, в которых выполнение одного или нескольких шагов производимых пользователем основано на случайном правиле (т.е. среди многих детерминированных правил одно выбирается случайно в соответствии с вероятностью P) – см. рисунок 6.

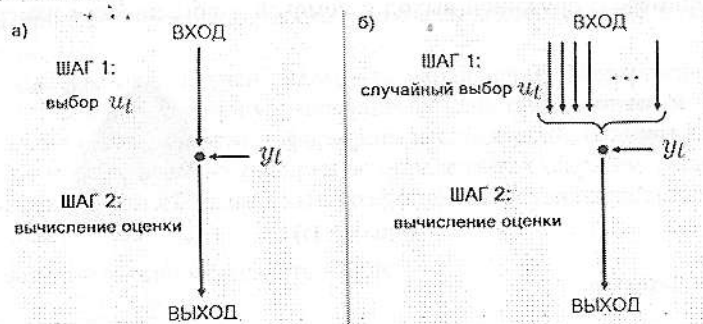


Рисунок 6 – Детерминированный (а) и рандомизированный (б) алгоритмы

В зависимости от специфики конкретной задачи вероятность P или является искусственным элементом, вводимым в алгоритм для улучшения разрешимости проблемы, или в рассматриваемой системе могут присутствовать измеряемые случайные элементы. Выбор этой вероятности P является частью конструирования алгоритма.

Рассмотрим следующее правило случайного выбора для первого шага рандомизированного алгоритма последовательного оценивания неизвестного параметра x :

$$u(t) = \begin{cases} +1, & \text{с вероятностью } 1/2, \\ -1, & \text{с вероятностью } 1/2. \end{cases}$$

На втором шаге по известным парам значений $(u(t), y(t))$ формируем величины $\bar{y}(t) = u(t) \cdot y(t)$. Для «новой» последовательности наблюдений справедлива похожая на исходную модель

$$\bar{y}(t) = x \cdot \bar{u}(t) + \bar{v}(t),$$

в которой $\bar{u}(t) = u(t)^2 = 1$, $\bar{v}(t) = u(t) \cdot v(t)$.

Если $v(t)$ – внешние помехи, то естественно считать, что они независимы с нашим рандомизированным правилом выбора входов на шаге 1. Следовательно,

$$E\bar{v}(t) = Eu(t) \cdot v(t) = Eu(t) \cdot Ev(t) = 0 \cdot Ev(t) = 0,$$

т.е. «в новой модели» наблюдений задача об оценивании неизвестного параметра x , не имея решения, превращается при использовании случайного правила выбора входов на шаге 1 рандомизированного алгоритма в «стандартную» задачу об оценивании неизвестного параметра x , наблюдаемого на фоне независимых центрированных помех.

В [10, 11] приведены алгоритмы, обоснования и примеры численного моделирования, дающие при фиксированном малом ($T = 7$) количестве наблюдений достоверные интервалы для x с задаваемой априорно вероятностью p .

Итак, для, казалось бы, абсурдной задачи об оценивании параметра при произвольных внешних помехах, с которой принципиально не может справиться ни один детерминированный алгоритм, внесение рандомизации в процесс выбора входов дает получить вполне осмысленные результаты, позволяя говорить о вероятностной успешности рандомизированного алгоритма с некоторым параметром (вероятностью) p . Достижение успешных результатов с высокой степенью вероятности, в отличие от детерминированного случая, соответствует компромиссу: если полностью гарантированный результат получить невозможно, то лучше иметь какую-то гарантию, чем не иметь ничего.

Конечно, не во всех задачах компромисс возможен. Во многих случаях нужен ответ, гарантированный на 100%. Но, «защищая» рандомизированные алгоритмы, надо отметить, что уровень достоверности p обычно является параметром алгоритма, который может быть настроен пользователем. Параметр p ослабляет понятие детерминированной разрешимости, для которой вероятность успеха может быть только 0 или 1 — образно выражаясь, результат «черный» или «белый». Переходя к рандомизированным алгоритмам, p становится непрерывным параметром, пробегающим интервал $[0; 1]$, задавая тот или иной оттенок «серого».

Замечание. Альтернативный вероятностный подход к решению задачи оценивания — байесовский, при котором присутствующим в системе помехам $v(t)$ априори приписывается вероятностная природа Q , но его невозможно применить при произвольных внешних помехах (в худшем случае), т. к. все выводы имеют вероятностную основу предположений о системе. По смыслу байесовский и рандомизированный подход совершенно различны с практической точки зрения. В байесовском — Q описывает вероятность того или иного значения помехи $v(t)$ по сравнению с другими, т. е. выбор Q является частью модели задачи. В отличие от этого вероятность P в рандомизированном подходе является тем, что мы искусственно выбрали и используем. P существует только в нашем алгоритме, и, следовательно, нет традиционной проблемы плохой модели, как это может случиться с Q при байесовском подходе.

2.3 Мультиагентные технологии

На практике очень часто оказывается, что классические методы решения задач либо неприменимы к реальной жизни (не трудно представить себе, что значит попытаться решить задачу управления предприятием в непредсказуемой динамичной обстановке современного бизнеса), либо они требуют огромных объемов расчетов (для которых не хватит мощности всех современных компьютеров), либо они вовсе отсутствуют. Во многих таких случаях альтернативой оказываются мультиагентные технологии, суть которых заключается в принципиально новом методе решения задач. В отличие от классического способа, когда проводится поиск некоторого четко определенного (детерминированного) алгоритма, позволяющего найти наилучшее решение проблемы, в мультиагентных технологиях решение получается автоматически в результате взаимодействия множества самостоятельных целенаправленных программных модулей — так называемых агентов [12].

Как и в двух предыдущих примерах, одной из важнейших характеристик мультиагентных технологий является отказ от традиционной для информационных технологий парадигмы разделения процессов получения информации и принятия управленческих решений. В случае сложных систем, состоящих из огромного числа взаимодействующих динамических объектов, возможность получения реальной «мгновенной картины мира» можно вообразить себе только теоретически, на практике во время сбора всей необходимой информации «картина мира» может существенно измениться. При мультиагентных технологиях компоненты системы начинают взаимодействовать и реализовывать те или иные управляющие воздействия самостоятельно, не дожидаясь «команды из центра». Оказывается, что во многих практических задачах такая парадигма позволяет эффективно управлять системами в то время, как задача о сборе всей информации может так и оставаться нерешенной. В [13, 14] с помощью компьютерного моделирования это показано для задачи планирования загрузки автопарка грузовиков в реальном времени при динамических изменениях, в [15, 16] кроме иллюстративных примеров моделирования для задачи балансировки загрузки узлов динамической сети даны и теоретические оценки оптимальности применения децентрализованной мультиагентной технологии управления загрузкой.

Задачи управления и распределенного взаимодействия в сетях динамических систем привлекают в последнее десятилетие внимание все большего числа исследователей. Во многом это объясняется широким применением мультиагентных систем в разных областях, включая автоматическую подстройку параметров нейронных сетей распознавания, балансировку за-

грузки узлов вычислительных сетей, управление формациями, роевые, распределенные сенсорные сети, управление перегрузкой в сетях связи, взаимодействие групп БПЛА, относительное выравнивание групп спутников, управление движением групп мобильных роботов, синхронизация в энергосистемах и др. Для многих распределенных систем, выполняющих определенные действия параллельно, актуальна задача разделения пакета заданий между несколькими вычислительными потоками (устройствами). Подобные задачи возникают не только в вычислительных сетях, но также и в производственных сетях, сетях обслуживания, транспортных, логистических сетях и др. Оказывается, что при естественных ограничениях на связи, децентрализованные стратегии способны эффективно решать такого типа задачи. Решение таких задач существенно усложняется при практическом применении из-за изменчивости структуры связей, обмене неполной информацией, которая, кроме того, обычно измеряется с помехами, а также из-за эффектов квантования (дискретизации), свойственных всем цифровым системам.

Для группы взаимодействующих агентов, обменивающихся с задержкой неполной информацией в дискретные моменты времени, при изменяющейся топологии связей для решения задачи о достижении консенсуса в [15, 16] предложен и обоснован алгоритм стохастической аппроксимации с убывающим размером шага, который позволяет каждому агенту получать информацию о состоянии своих соседей при одновременном снижении воздействия помех. Суть алгоритма – в децентрализованной балансировке. Каждый агент принимает решение о перераспределении заданий «с соседями» только на основании текущей оперативной информации о своей и их загруженности. Типичное время, за которое вся система приходит к «оптимальной загрузке» соизмеримо со временем, которое было бы затрачено на получение всей информации о загруженности сети. При классическом централизованном подходе далее надо было бы решить очень сложную задачу об оптимальном расписании, а потом еще и перераспределить задания, НО ЗА ЭТО ВРЕМЯ новые задания и изменения в окружающей среде (топологии связи) могут сделать всю эту работу напрасной.

Заключение

Призыв: «Быстрее, Выше, Сильнее» в компьютерной области трансформируется в лозунг: «Быстрее, Мощнее, Миниатюрнее!» На самом деле эти противоречивые цели стыкуются в одном: технологии приближаются к созданию «мобильного» искусственного интеллекта. Автор надеется, что детальное и широкое обсуждение новых идей и подходов, изложенных в статье, позволит «проложить» им путь к практическому использованию.

Благодарности

Выражаю признательность В.А. Виттиху и П.О. Скобелеву за плодотворные дискуссии по современным проблемам управления и «добывания» знаний.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 13-07-00250-а).

Список литературы

- [1] Rzevski, G. Modelling large complex systems using multi-agent technology // In Proc. of 13th ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking, and Parallel/Distributed Computing (SNPD2012), August 8-10, Kyoto, Japan, 2012, pp. 434-437.
- [2] Нариньяни А.С. Модель или алгоритм: новая парадигма информационных технологий. Российский НИИ ИИ. 2004.
- [3] Граничин О.Н. Характеристики перспективных принципиально новых компьютерных устройств и систем // Механика, управление и информатика. 2011. № 5, с. 147-161.
- [4] Виттих В.А. Введение в теорию интерсубъективного управления. — Самара, Самарский научный центр РАН, 2013. — 64 с.

- [5] Винер Н. Кибернетика, или управление и связь в животном и машине. — М.: Наука. 1983.
- [6] Граничин О.Н., Поляк Б.Т. Рандомизированные алгоритмы оценивания и оптимизации при почти произвольных помехах. — М.: Наука. 2003.
- [7] Фельдбаум А.А. О проблемах дуального управления // В кн.: Методы оптимизации автоматических систем. — М.: Наука. 1972.
- [8] Соколов Б.В., Юсупов Р.М. Неокибернетика — возможности и перспективы развития // Докл. на общем пленарном заседании 5-й науч. конф. "Управление и информационные технологии (УИТ-2008)", Россия, СПб., 14–16 октября, 2008 г. СПб., 2008, с. 1-15.
- [9] Андриеский Б.Р., Матвеев А.С., Фрадков А.Л. Управление и оценивание при информационных ограничениях: к единой теории управления, вычислений и связи // Автоматика и телемеханика. 2010. № 4, с. 34–99.
- [10] Граничин О.Н. Обратные связи, усреднение и рандомизация в управлении и извлечении знаний // Стохастическая оптимизация в информатике. 2012. Том 8. Вып. 2, с. 3-48.
- [11] Граничин О.Н. Неасимптотическое доверительное множество для параметров линейного объекта управления при почти произвольных помехах // Автоматика и телемеханика, 2012, № 1, с. 24-35.
- [12] Виттих В.А., Скобелев П.О. Метод сопряженных взаимодействий для управления распределением ресурсов в реальном масштабе времени // Автометрия. 2009. Т. 45. № 2, с. 84-86.
- [13] Амелина Н., Лада А., Майоров И., Скобелев П., Царев А. Исследование моделей организации грузовых перевозок с применением мультиагентной системы адаптивного планирования грузовиков в реальном времени // Проблемы управления. 2011. № 6.
- [14] Granichin O., Skobelev P., Lada A., Mayorov I., Tsarev A. Comparing adaptive and non-adaptive models of cargo transportation in multi-agent system for real time truck scheduling // In: Proc. of the 4th International Conference on Computational Intelligence, pp. 282-285 (Evolutionary Computation Theory and Applications, ECTA'2012, October 5-7, 2012, Barcelona, Spain).
- [15] Амелин К.С., Амелина Н.О., Граничин О.Н., Корвяко А.В. Применение алгоритма локального голосования для достижения консенсуса в децентрализованной сети интеллектуальных агентов // Нейрокомпьютеры: Разработка, Применение, 2012, № 11, с. 39-47.
- [16] Амелина Н.О., Фрадков А.Л. Приближенный консенсус в стохастической динамической сети с неполной информацией и задержками в измерениях // Автоматика и Телемеханика, 2012, № 11, с. 6-30.

Biography

Oleg Granichin was born in 1961 in St. Petersburg, Russia. He has published 60 papers in well-known reviewed scientific journals and more than 80 articles in proceedings of conferences. In 1983 Oleg Granichin graduated from the faculty of mathematics and mechanics of Leningrad University, and in 1985 he has got PhD for his thesis "Minimax optimal and adaptive control of discrete plants". In 2001 he defended at IPC RAS (Moscow) the doctor thesis "Randomized Algorithms of an Estimation and Optimization Under Arbitrary Noises". In 2006 he was awarded the title of Professor.

Научное издание

Труды XV Международной конференции

ПРОБЛЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ И МОДЕЛИРОВАНИЯ В СЛОЖНЫХ СИСТЕМАХ

25-28 июня 2013, Самара, Россия

Редакторы:

академик **Е.А. Федосов**

академик **Н.А. Кузнецов**

профессор **В.А. Виттих**

Proceedings of the XV International Conference

COMPLEX SYSTEMS: CONTROL AND MODELING PROBLEMS

June 25-28, 2013, Samara, Russia

Editors:

academician **E.A. Fedosov**

academician **N.A. Kuznetsov**

professor **V.A. Vittikh**

Подписано в печать 05.06.2013.

Формат 70х100/16. Бумага офсетная. Печать офсетная.

Объем 57,52 усл. печ. л. Тираж 500 экз. Заказ № 919.

Отпечатано в типографии ООО «Офорт».

443080, г. Самара, ул. Революционная, 70, литера П.

Тел.: 372-00-56, 372-00-57, 932-00-50.

E-mail: ofort-samara@mail.ru.