

мент системы (см., например, [6], [8]) обычно требуют даже не фиксированное число шагов, а количество шагов, требуемое параметрами безопасности в доказательствах с нулевым знанием – (см., например, [7]). Это представляется достаточно важным при технической реализации голосований, поскольку длительность информационного обмена часто является критической в массовом обслуживании (передача данных в крупномасштабной вычислительной сети).

Список литературы

- [1] Саломаа А. Криптография с открытым ключом, М.: Мир, 1996.
- [2] Renvall A. Cryptographic Protocols and Techniques for Communication. University of Turku, 1994.
- [3] Niemi V., Renvall A. Cryptographic Protocols and voting. Proc. Results and Trends in Theoretical computer Science, LNCS 812, 1994, pp. 307-316.
- [4] Niemi V., Renvall A. How to Prevent Buying of Votes in Computer Elections. Proc. ASIACRYPT'94.
- [5] Fergusson N. Single-Term Off-Line Coins. Pre-proceeding of EUROCRYPT'93. Lofthus, Norway, 1993.
- [6] Iversen K.R. A Cryptographic Scheme for Computerized General Elections. Lecture notes in Computer Science, vol. 576. Springer, Berlin Heidelberg New York, 1992, pp. 405-419.
- [7] Blum D. How to Prove a Theorem so that No one Else Can Claim it. Proc. of the ICM, 1987.
- [8] Behaloh. Verifiable Secret Ballot Elections. Yale University, Computer Science Department, Technical Report 561, 1987.

От классических задач регулирования к интеллектуальному управлению. I*

С.Н. Васильев

На стыке современной теории управления и искусственного интеллекта активно формируется и развивается область исследований и разработок, именуемая интеллектуальным управлением. В работе рассматривается эволюция задач и методов теории управления и дается обзор некоторых средств искусственного интеллекта, применяющихся сегодня и перспективных в задачах управления.

Введение

Согласно определению, данному выдающимся ученым А.М. Летоным, стоящим у истоков современной теории управления и следившим многое для ее развития [1], *теория управления* «есть совокупность методов, позволяющих выработать и обосновать решение, которое принимается для достижения заранее поставленной цели, в условиях как-либо определенной ситуации» [2]. В частности, теория автоматического управления – «наука о методах определения законов управления какими-либо объектами, допускающих реализацию с помощью технических средств автоматизики» [3].

Обычно различают *объект управления* (ОУ) и *устройство управления* (УУ). В ОУ реализуется некоторый процесс, нуждающийся в организованных воздействиях (решениях, управлениях) со стороны

*Работа выполнена при поддержке РФФИ, гранты 98-01-01137, 98-07-90314 и Федеральной целевой программы «Интертрация».

УУ для достижения цели (целей) управления. В теории автоматического управления ОУ и УУ в совокупности именуются *системами автоматического управления (САУ) или управляемой системой*. В случае дискретных систем (функционирующих в дискретном времени) и перерабатывающих дискретную информацию) часто используется также термин «*управляющая система*» [4].

Недавние достижения в кибернетике, информатике и, в частности, некоторых новых средств моделирования, управления и оптимизации сложных нелинейных управляемых систем.

На стыке современной теории управления и искусственного интеллекта активно формируется и развивается область исследований и разработок – интеллектуальное управление. В данной статье кратко рассматривается эволюция задач и методов теории управления и дается обзор некоторых средств искусственного интеллекта, применяющихся сегодня и перспективных в задачах управления.

В настоящее время довольно сильно продвинутом в области интеллектуального управления является применение продукционных систем в форме нечетких и других правил, а также искусственных нейронных сетей. В следующей статье этого цикла на примере систем, основанных на нечетких правилах, рассматриваются некоторые результаты их применения в задачах интеллектуального управления в технике. Обсуждаются логический подход в теории управления и проблема повышения уровня интеллекта в сложных системах управления.

Здесь и далее будем рассматривать управление объектами, поведение которых удастся описать более или менее формально. Без формализма не обойтись, особенно тогда, когда трудности решения задачи перекладываются на ЭВМ.

Перейдем к краткому рассмотрению эволюции задач и методов теории управления. При этом мы не имеем возможности, к сожалению, упомянуть с достаточной полнотой все важнейшие работы.

1. Эволюция задач и методов теории управления

Принято различать системы *программного управления (разомкнутые системы)* и системы *управления по принципу обратной связи (замкнутые системы)*. Для краткости, следуя [5], мы будем именовать системы второго типа системами *позиционного управления*. Построение законов позиционного управления называют *синтезом управляемой (регулируемой) системы*. При программном управлении управляющие воздействия являются функцией времени, а при позиционном – также функцией координаты, или текущего состояния системы (отсюда и возникают термины «*обратная связь*», «*замкнутая система*»).

Под *регулируемым* в собственном смысле слова обычно понимается поддержание постоянства или стабилизация управляемой величины при заданном входном сигнале (или, как говорят, под заданную уставку). Более широко задача о *стабилизации* понимается [6] как задача о формировании регулирующего воздействия, которое на основе доступной информации обеспечивает устойчивое осуществление заданного движения. Термин же «*управление*» является более общим понятием, применяемым и для других разнообразных задач управления, но часто под задачей управления понимают задачу отыскания сил, которые переводят ОУ из одного заданного состояния в другое [6]. В известном смысле дуальной к ней является задача *наблюдения*, то есть задача определения текущих координат объекта по доступным наблюдениям величинам [7].

Знание одного лишь программного управления и даже его точная реализация обычно не обеспечивают достижения цели управления, так как САУ с программным управлением, как разомкнутая система, не обеспечивает компенсации действующих на объект возмущающих воздействий. Поэтому более полное решение задачи управления связывается с применением позиционного управления или в комбинации с принципом *регулирувания по возмущению* (J.V. Poncelet). На практике он был реализован благодаря теории статистического предсказания сигналов (N. Wiener). Теория инвариантности также

явилась инструментом борьбы с возмущениями. При этом, например на вход УУ подается информация как о текущем состоянии, так о внешнем возмущении, воздействующем на ОУ. Комбинированные принципы управления используются с 40-х годов (В.С. Кулебакин, Б.Н. Петров, Г.М. Уланов, А.Г. Ивахненко и др.) [8].

Искусство позиционного управления является очень древним. Давний, зарегистрированный письменным способом, признак активности человека в духе позиционного управления зафиксирован около 2100 лет до н.э. [9] в Вавилонии. Один из законов Вавилонии с ее весьма совершенными на то время ирригационными системами предусматривал наказание человека за неправильные действия: «если кто-либо открывает свой канал для орошения своего посева, но делает это небрежно, так что вода попадает на поле его соседа, то он должен заплатить своему соседу зерном за причиненные ему убытки». Первая паровая машина И.И. Ползунова (1765 г.) имела поплавокный автоматический регулятор, поддерживающий уровень воды в котле. Паровая машина Дж. Уатта (1784 г.) была снабжена центробежным регулятором скорости вращения вала. Считается, что в конце XVIII и начале XIX столетий основная проблематика создания систем автоматического управления переместилась в математические науки, которые по простоте и универсальности оказались наиболее применимы к практике управления. Преобразования Фурье и Лапласа, также дошедшие примерно через одно поколение теории функций комплексного переменного Коши составили базу частотных методов теории автоматического регулирования. Вместе с тем классические труды Э. Рауса, А. Стодола, А. Гурвица, А. Луанкаре, А.М. Ляпунова, Н.Е. Жуковского, Н.Г. Четаева и др. составили иной базис теории управления, в котором преобладающей является концепция дифференциальных уравнений.

Со второй половины XIX века быстро развивается машиностроение. Основоложник науки о регулировании, замечательный русский ученый И.А. Вышнеградский в работе «Об общей теории регуляторов» [10] предложил методы расчета систем автоматического регулирования на основе методологии линеаризации. Первым в теории управления начал развиваться раздел, относя-

щийся к задачам, в которых принятие решения по выработке управления осуществляется непрерывно, в каждый момент времени. Эти задачи часто допускают адекватное описание дифференциальными уравнениями (возможно, с ограничениями)

$$\dot{x} = f(t, x, u), \quad (1.1)$$

где x – вектор, определяющий ситуацию (или, иначе, состояние объекта управления); u – вектор, представляющий управление; t – время, заданное на конечном или бесконечном интервале времени. Три главные причины обусловили быстрое развитие именно этого, традиционного ее раздела [2].

Во-первых, многие объекты управления, встречающиеся в технике, были обеспечены своими математическими моделями (идентифицированы) классиками науки. Во-вторых, теория дифференциальных уравнений и особенно учение А.М. Ляпунова об устойчивости движения [11] представили хорошо развитый математический аппарат исследования систем вида (1.1). Наконец, умение инженеров реализовать управление и использование принципа обратной связи и других – придали этой теории практический смысл и значимость [2, 10, 12-15].

Теория управления в своем развитии претерпела ряд важных эволюций:

– от классических задач автоматического регулирования, исследованных еще до 40-х годов и в основном с целью отыскания способов стабилизации стационарных движений на бесконечном интервале времени – к первым постановкам (в середине 40-х годов [16]) задач теории оптимального управления (в классе программных управлений), уже не сводившихся к классическим вариационным задачам, и далее – к принципу максимума Понтрягина [17], методу динамического программирования Беллмана [18], теории аналитического конструирования оптимальных регуляторов [19, 20], использованию связей функций Ляпунова с природой оптимальных систем (выделенной Н.Г. Четаевым и позднее в [21-23]), построению теории оптимальной стабилизации [24-27] и численных методов оптимального управления [28-30];

от воздействия частотных методов анализа замкнутых систем [11] и методов пространства состояний, введению в начале 60-х годов в широкому использованию фундаментальных понятий и критериев управляемости и наблюдаемости [7, 6, 13, 32];

от задач *идентификационного управления* неточно заданным объектом с одновременным поиском всей недостающей информации о нем, от методов идентификации и фильтрации, обеспечивающих получение недостающей информации в форме фильтров Калмана Винера, наблюдателей Льюенбергера, от ранней теории самонастраивающихся систем [33-41] — к более современным постановкам задачи *адаптивного управления* [42-50], в том числе адаптивного управления «с элементами искусственного интеллекта» [45-50];

от задач в форме обыкновенных дифференциальных уравнений — к задачам управления системами с запаздыванием [32, 51] и распределенными системами [52-56], в том числе оптимального управления в форме достаточных условий Кротова [57] и необходимых и достаточных условий [58], а также вырожденных задач оптимального управления [59];

от задач со скалярным критерием качества управления и систем с фиксированной, одноконтурной схемой управления — к многокритериальным задачам иерархического и децентрализованного управления [60-65], системам координатно-параметрического структурного управления (стабилизирующим [66, 67], бинарным [68] адаптивным [69], непрерывно-дискретным и логико-динамическим [70-78], с реконфигурацией [79-83], переменной структуры [84]) к минимаксным и другим дифференциальным, дифференциально-разностным, детерминированным и стохастическим динамическим играм [85-94], задачам управления сложными техническими человеко-машинными системами в условиях неопределенности, фазовых и смешанных ограничений, стохастичности, кооперации или противоборства подсистем [43, 45, 49, 65, 72, 74, 78, 95-112].

Развитие, помимо дискретного аналога теории непрерывных управляемых систем (теории дискретных управляемых процессов [113, 114]), самостоятельной *теории дискретных устройств (конечных автоматов)* и теории логико-динамических систем, использова-

ние в устройствах цифрового и логического (автоматного [115-118]) управления вычислительных машин [119, 120], применение методов искусственного интеллекта (ИИ) стимулировали создание управляемых систем с более широкими возможностями решения задач путем страивания процедур распознавания образов, планирования действий и других интеллектуальных функций [33, 43, 48, 50, 65, 66, 79, 81, 83, 97, 98, 102, 103, 106-109, 121-125].

2. К истории искусственного интеллекта

Область исследований, именуемая «искусственным интеллектом», возникла и развивается параллельно с развитием теории автоматического управления, начиная примерно с 50-х годов, с основными приложениями вначале в вычислительной технике и информатике, а позднее и в автоматизации управления. *Искусственный интеллект* (от латинского *intellectus* — познание, понимание, рассудок) — «раздел информатики, изучающий методы, способы и приемы моделирования и воспроизведения с помощью ЭВМ разумной деятельности человека, связанной с решением задач» [126].

В отличие от философии и психологии, искусственный интеллект как область исследований и разработок ориентирован не только на понимание, но и на построение интеллектуальных (или интеллектуальных) систем.

ИИ формально, как область исследований, был назван в 1956 г., хотя к этому году активные исследования с применением ЭВМ имели по меньшей мере 5-летний опыт, а работой, по всеобщему признанию, уже относимой к ИИ, являлась еще публикация 1943 года У. МакКаллока и У. Питса об искусственных нейронных сетях. ИИ унаследовал и продолжает ассимилировать многие идеи, взгляды и методы разных дисциплин (философии, математики, психологии, лингвистики, информатики, теории управления).

В [127] дается следующий взгляд на историю ИИ. Период 1943-1956 — период созревания ИИ, а период 1952-1963 — годы раннего энтузиазма и великих ожиданий. К периоду 1966-1974 относятся первые разочарования и главной причиной этому явился типич-

ный «комбинаторный взрыв» в задачах ИИ. Провал «кавалерийской атаки» в форме программ типа GPS (общий решатель задач — General Problem Solver) заставил исследователей строить системы более специализированные и основанные на достаточном объеме экспертных знаний. Грубо говоря, для того, чтобы создаваемая система смогла решать трудные проблемы, разработчик уже примерно должен знать, на какой базе знаний это реализуемо. Несмотря на ментальную амбициозность этого подхода, он привел к ряду значимых приложений систем. Соответственно период 1969-1979 явился временем нового энтузиазма, а именно периодом создания экспертных систем, а точнее, систем, «основанных на знаниях» (Knowledge-Based Systems). В период 1980-1988 ИИ приходит в промышленность. Уже первая коммерческая экспертная система компании Digital Equipment Corporation сэкономила 40 млн. долл. в год [128]. С 1986 возобновился и сохраняется интерес к нейронным сетям. В это время несколько исследовательских групп перекотили алгоритм обучения сетей методом обратного распространения ошибки [129], а в России был предложен более универсальный алгоритм [130].

Последний период (с 1987) характеризуется изменением содержания и методологии исследований в ИИ. За рубежом некоторые исследователи [127] характеризуют это изменение как победу «акуратистов» (Neats) — считающих, что ИИ должен обосновываться с математической строгостью — над «неформалами» (Scruffies) — до словно «неряхи») — предпочитающих проверку разнообразного множества идей путем написания компьютерных программ (в России для обозначения второй группы исследователей имеет хождение так же шуточный термин «искусственные интеллектуалы»). Оба подхода важны, а указанные изменения означают, что ИИ достиг некоторого уровня стабильности и зрелости (будет ли эта стабильность вскоре взорвана новой идеей — отдельный вопрос).

В период с 1987 г. в основном продолжали развиваться уже существующие теории вместо выдвижения новых, обосновывались новые утверждения скорее на базе строгих теорем и сложных экспериментов, показывалась адекватность результатов применения в реальном мире. Это — период «маленьких революций» в распознава-

нии речи, системах планирования и достоверного и вероятностно-атак» в форме программ типа GPS (общий решатель задач — General Problem Solver) заставил исследователей строить системы более специализированные и основанные на достаточном объеме экспертных знаний. Грубо говоря, для того, чтобы создаваемая система смогла решать трудные проблемы, разработчик уже примерно должен знать, на какой базе знаний это реализуемо. Несмотря на ментальную амбициозность этого подхода, он привел к ряду значимых приложений систем. Соответственно период 1969-1979 явился временем нового энтузиазма, а именно периодом создания экспертных систем, а точнее, систем, «основанных на знаниях» (Knowledge-Based Systems). В период 1980-1988 ИИ приходит в промышленность. Уже первая коммерческая экспертная система компании Digital Equipment Corporation сэкономила 40 млн. долл. в год [128]. С 1986 возобновился и сохраняется интерес к нейронным сетям. В это время несколько исследовательских групп перекотили алгоритм обучения сетей методом обратного распространения ошибки [129], а в России был предложен более универсальный алгоритм [130].

Начиная примерно с 80-х годов, идеи, относимые традиционно к области искусственного интеллекта, начинают использоваться в теории и практике управления. Соответствующие разработки, включаемые в состав систем управления, называются часто *интеллектуальными компонентами систем управления*. Рассмотрим основные из них.

3. Искусственные нейронные сети

В качестве первого типа интеллектных компонент для систем управления выступают упоминавшиеся ранее искусственные *нейронные сети* [132-134]. Они применимы для решения целого класса задач, где используются не уравнения динамики и даже не столько правила, как в традиционных экспертных системах, сколько опыт. Опытный врач поставит диагноз, даже если симптоматика заболевания искажена, и ему не доводилось ранее ее наблюдать или абстрактно осмысливать. Механизм диагностики при этом иногда напоминает скорее распознавание на подсознательном уровне, чем целенаправленную рассуждений на логическом уровне. Искусственные нейронные сети стали активно использоваться в теории и практике управления примерно с середины 80-х годов [127, 132, 133]. Имеется несколько типов искусственных нейронных сетей, применимых в системах управления: многослойный перцептрон, сеть Кохонена (как однослойная самоорганизующаяся карта — Kohonen's Self-Organizing Map), сеть Хопфилда, машина Больцмана и другие [132]. Они оказываются важным инструментом автоматизации принятия решений, поскольку построение алгоритмов или логических исчислений для решения указанного класса задач упирается в сложность учета всех

мыслимых сочетаний факторов и формализации закономерностей связывающих условия задачи с результатом. В сложных системах автоматического управления нейронные сети хорошо поддерживают рефлекторный уровень управления. Более мощные интеллектуальные системы могут совмещать и нейронный, и логический механизмы принятия решений [50, 133, 135, 136].

Сильный интерес к использованию нейронных сетей на стыке задачами управления имеется сегодня в разных областях: в робототехнике, управлении технологическими процессами (особенно в роботской промышленности), телекоммуникациях, системах искусственного зрения (обработки изображений), аэрокосмосе. Например, в робототехнике причиной этого является сложность традиционных моделей и неопределенность (неполнота информации), присущая здесь поставленным математическим задачам управления; в технологических процессах — дороговизна адаптации традиционных моделей к условиям нового предприятия.

Одной из первых работ по использованию искусственных нейронных сетей в задачах идентификации и управления нелинейными динамическими системами была [137].

В настоящее время область практических приложений нейронных сетей очень широка: от простых электромеханических систем до сложных плохо описываемых процессов. Обзор этих приложений читатель может найти в [138]. Например, в роботике нейронные сети используются для управления манипуляторами, скоординированного управления группой роботов, в локомоторных задачах, в автоматическом планировании действий и автономной навигации. Весьма перспективной областью приложений является авиация и космос, где новые тактико-технические и стоимостные требования заставляют использовать новые режимы, в которых требуются новые принципы управления и, в частности, технология нейронных сетей. Эта технология начинает все шире применяться для диагностики отказов и медленных деградаций, реконфигурации системы управления, идентификации нелинейной динамики и адаптивного управления. Пример применения нейроидентификации и управления в больших сложных орбитальных системах описан в [139]. Другой пример — проект

компании McDonnell Aircraft, в котором нейронные сети используются для идентификации в реальном времени параметров управления самолета F-15. На имитационном стенде вводились различные повреждения секций крыла и управляющих плоскостей. Нейронная сеть оказывалась в состоянии для режима различных маневров быстро определять стабилизирующие управления [140, 141]. Аналогично компьютерное моделирование с шестью степенями свободы исследователя F/A-18 выполнено в компании Lockheed [142] с эффективным использованием нейронных сетей для обнаружения отказов в управляющих органах и адаптивного управления самолетом. Применение нейронных сетей в управлении высокоскоростными судами изложено в [49]. Интересные приложения имеются в стаде животных производстве [143], где за счет нейроуправления достигнута более высокая точность по сравнению с обычными ПИ- и ПИД-регуляторами, в дуговых печах [144], где получено существенное улучшение функционирования печей, в технологических процессах биоферментации [48] и т.д.

4. Эволюционные алгоритмы

В качестве еще одного типа интеллектуальных компонент систем управления рассмотрим *эволюционные (генетические) алгоритмы*, которые тоже являются инструментом поиска рациональных решений. Эволюционные алгоритмы понимаются как генетические алгоритмы со специальными структурами данных [145].

Эволюционный алгоритм — это алгоритм, оперирующий с популяцией индивидов, $P(t) = \{x_1^t, \dots, x_n^t\}$, где $t = 1, 2, \dots$ — номер итерации. Каждый индивид представляет некоторое возможное решение множества допустимых решений S . Каждое решение x_i^t оценивается некоторой мерой его «пригодности». На итерации $t + 1$ формируется новая популяция путем отбора более пригодных индивидов (шаг селекции). Некоторые члены этой новой популяции подвергаются преобразованиям (шаг изменений) с помощью «генетических» операторов с целью образования новых решений. Имеются унарные (одноместные) преобразования $m_k: S \rightarrow S$ (типа мутаций), которые

приводит к появлению новых индивидов путем малых изменений старого индивида, а также преобразования $c_j : S^n \rightarrow S$ (перекрестности), которые порождают новые индивиды путем комбинирования «случайных частей» нескольких индивидов. После некоторого числа поколений могут возникнуть решения, близкие к оптимальным.

Так называемый метод группового учета аргументов (МГУА) активно пропагандировавшийся еще более четверти века назад в нашей стране А. Г. Ивахненко [146], принадлежит рассматриваемому классу алгоритмов. Одно из первых применений генетических алгоритмов в компьютерах, по-видимому, состоялось в работах [147, 148], в которых была предпринята попытка организовать обучение с помощью мутаций небольшой программы на ФОРТРАНе. Так как большинство мутаций программы приводили к неисполняемому коду, то прогресс был небольшой.

Предположим [145], мы ищем граф, удовлетворяющий некоторым требованиям (оптимальный путь робота, оптимальную топологическую коммуникационную сети и т. п.). Каждый индивид — это граф. Начальная популяция графов $P(1)$ (порождаемая случайно или эвристически) есть начальные данные эволюционной программы. Общепринято также задается оценочная функция, учитывающая требования задачи. Она выражает пригодность каждого графа и формализует отношение предпочтения (хуже, лучше) на множестве индивидов графа. Перекрестные операторы комбинируют структуры двух или более графов. Например, если исходный граф должен быть связным и ациклическим (то есть деревом), некоторые, зависящий от специфики задачи, мутационный алгоритм может удалять какие-то ребра или связывания двух возникающих подграфов всякий раз добавлять некое новое ребро. Мутации могут быть и более общими, то есть нарушающими свойство графа «быть деревом», но тогда это свойство должно учитываться оценочной функцией для отбрасывания на шаге селекции графов-недеревьев.

Эволюционные алгоритмы довольно легко применимы в прототипировании для апробации в решении тех или иных задач. Однако результаты могут быть очень хорошими в одних или плохими — в

других задачах. Эволюционные алгоритмы могут комбинироваться с нейронными сетями [149].

Примером использования эволюционных алгоритмов в задачах управления является задача планирования маршрута для мобильного робота. Целью любой навигационной схемы обычно является достижение места назначения с рациональным расходом ресурсов, без столкновений с другими объектами и т. п. Зачастую путь робота планируется заранее в режиме оф-лайн (Off-line). Офлайн-система характеризуется тем, что необходимые сведения вводятся заранее, данные и знания не меняются в сеансе решения задачи и время реакции, вообще говоря, большое, измеряется минутами или часами, в отличие от современных систем управления в реальном времени с значительно меньшим временем реакции, измеряемым в миллисекундах. В рассматриваемой задаче навигации офлайн-планирование осуществляется в предположении, что среда известна полностью, статична и робот может реализовать этот путь в точности так, как он запланирован [145, 150-153]. Однако ограничения офлайн-планирования (неполнота информации) подводят исследователей к изучению возможностей планирования в реальном времени, то есть в процессе движения. Это осуществимо, если обеспечить приобретение знаний о среде с помощью сенсорных датчиков [153] и использовать эти знания для преодоления препятствий в процессе перемещения в среде.

Эволюционные алгоритмы позволяют объединить офлайн-планирование и планирование в реальном времени (онлайн-планирование): офлайн-планирование, основываясь на карте, ищет близкий к оптимальному глобальный путь, а онлайн-планирование отвечает за учет возможных коллизий (из-за обнаружения, например, первоначально неизвестных объектов) путем замены части глобального плана другим оптимальным подмаршрутом.

В [154] эволюционные алгоритмы применены к построению бесконфликтных маршрутов самолетов в известной новой концепции свободного движения «свободный полет» (Free-flight). В [155] эти алгоритмы использованы для разрешения воздушных конфликтов.

Эволюционные алгоритмы и, в особенности, нейронные сети

обладают высокой распараллеливаемостью и, как следствие, повешенным быстродействием, что важно в задачах управления в реальном времени, то есть когда идентификация или формирование закона управления осуществляются в темпе протекания процесса. Вместе с тем искусственные нейронные сети сегодняшнего дня моделируют скорее, например, глаз, чем мозг. Аналогично, генетические алгоритмы моделируют дарвиновского типа организацию природной стихии, а не творческий процесс. Сказанное никак не умаляет значения нейроуправления и эволюционных алгоритмов самоорганизации. В частности, в силу своей реактивности и способности к обучению они полезны уже в сегодняшнем их состоянии развития при создании многоуровневых и многофункциональных систем управления с элементами ИИ.

5. Системы, основанные на знаниях

На сегодня более адекватными компонентами систем управления для реализации высокоинтеллектуальных функций представляются интеллектуальные компоненты третьего типа — *системы, основанные на «знаниях»* (СОЗ, Knowledge-Based Systems). Например, знания могут быть представлены в некотором логическом языке, и их обработка помощью логических средств позволяет получать некоторые предположения на множестве допустимых управлений с целью выбора одного из них.

В общем случае СОЗ оперируют с более широкой информацией — логическими, объектно-ориентированными (см. ниже) и другими моделями, основанными на знаниях экспертов. Вместе с тем СОЗ могут использовать и традиционные алгоритмы, базирующиеся на управленческих динамиках. Поэтому, как и в случае использования нейронных сетей и эволюционных алгоритмов, *класс решаемых задач принципиально расширяется*, по сравнению с традиционной проблематикой теории управления.

Базовая информация СОЗ обычно делится на данные (значения различных величин, элементарные факты и т.п.), знания и умения. В рамках логического взгляда на информацию [156], различие дан-

ных и знаний может усматриваться в уровне сложности их представления. *Данные* — это константы a_i и факты, то есть элементарные формулы (атомы) вида $P_j(a_1, \dots, a_n)$, где a_i обозначают конкретные предметы (числа и т.д.), P_j — предикатные символы, обозначающие различные отношения (например, бинарные отношения «равно», «больше», «чаще» и т.п.). *Знания* — это формулы с кванторами, например, формула $\forall x(P_1(x) \rightarrow P_2(x))$, которая может интерпретироваться как утверждение о том, что для любого значения переменной x , такого, что имеет место свойство $P_1(x)$, следует, что справедливо свойство $P_2(x)$. Такого типа формулы образуют так называемые *предикатные языки*. Они еще называются первопорядковыми языками и отличаются от пропозициональных языков существенно большей выразительной силой. В предикатных языках определяются первопорядковые логические теории, например, исчисление предикатов, а в пропозициональных — исчисления высказываний.

В рамках лингвистического подхода к представлению знаний (используемого, например, в нечетких логиках) данные и знания тоже представляются с помощью не только чисел, но и слов и предложений естественного языка [157-159].

В английском языке слово «knowledge» означает не только «знание», но еще и «умение». В СОЗ умение представлено процедуральной информацией, для которой характерно прежде всего *использование*, в то время как данные *трансляция и пересматриваются*, а знания *преобразовываются и применяются* [156]. При этом, в отличие от данных, знания могут иметь не только информационную часть, но и описательную для эффективной актуализации знания, и, кроме того, в качестве информационных единиц знания могут выступать детерминированные процедуры, что придает знаниям *активность*, их *первичность* по отношению к процедурам [160].

Термин «СОЗ» — неудачный, так как любые традиционные алгоритмы и структуры управления также аккумулируют знания человека. Однако он в зарубежной литературе широко используется, и нам остается лишь доопределить наше понимание этого класса средств, уже сегодня полезных и перспективных для интеллектуализации систем управления.

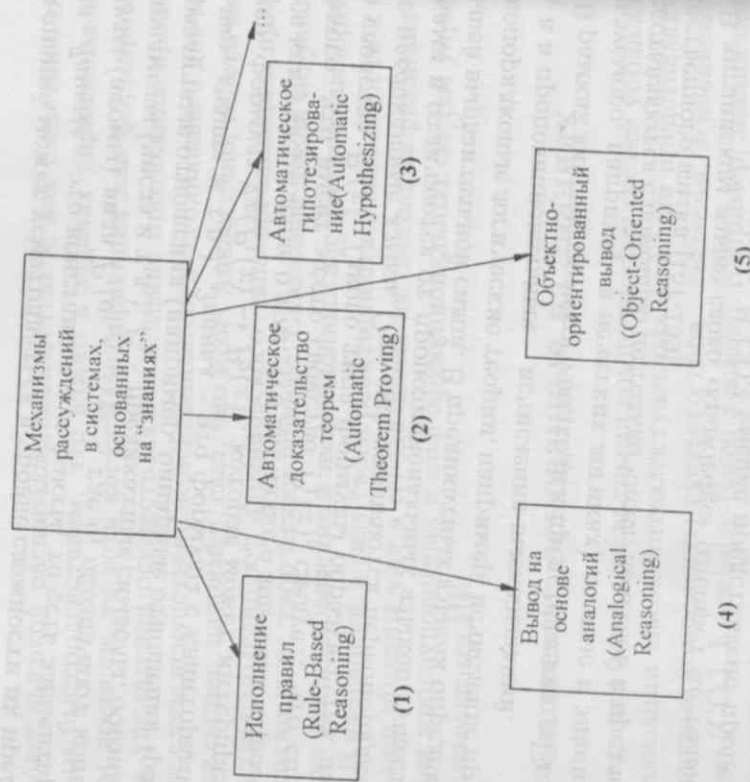


Рис. 1. Некоторые механизмы рассуждений, используемые в системах, основанных на «знаниях».

К системам, основанным на «знаниях» (СОЗ), мы относим здесь следующие:

- 1) системы, основанные на *правилах* (Rule-Based Reasoning);
- 2) системы, основанные на *автоматическом доказательстве теорем* (Automatic Theorem-Proving Techniques);
- 3) системы, основанные на *автоматическом гипотезировании* (Automatic Hypothesizing), то есть на порождении гипотез;
- 4) системы, основанные на *рассуждениях по аналогии* (Analogical Reasoning);

6) *объектно-ориентированные интеллектуальные системы* (Object-oriented Intelligent Systems).

В СОЗ реализуется относительно высокоуровневый процесс умозаключений, а современные искусственные нейронные сети и генетические алгоритмы нами не включаются в понятие «СОЗ», хотя роль сама по себе и в составе комплексных многоуровневых систем управления является весьма полезной. Например, сегодня искусственные нейронные сети являются относительно низкоуровневыми средствами интеллектуализации, но одновременно и более быстрыми, реализуя рефлекторное реагирование на входную информацию после подходящей настройки. Обрабатывая дополнительную результат, полученные этими средствами, с помощью логических средств обработки знаний, можно обеспечить более высокоуровневую обработку информации. Характерный пример — автоматическое двухуровневое распознавание образов (например, автоматизация бортового летательного аппарата).

Основным механизмом интеллектуализации в них является механизм рассуждений (рис. 1). Возможны и другие, в том числе комбинированные, механизмы рассуждений.

Рассмотрим вкратце перечисленные классы СОЗ.

6. Системы, основанные на правилах

Примерами систем класса 1 являются весьма популярные в области искусственного интеллекта системы:

- 1.1) *нечетких правил* (формулируемых в удобных для человека двоичных терминах, а именно в терминах нечетких понятий: много, мало, ...);
- 1.2) *продукционных правил* (типа «если выполняются условия ... то делать ...»);
- 1.3) *логического программирования*.

Нечеткие правила обычно имеют семантику «условие-действие» и поэтому являются частным случаем продукционных правил (продукции), которые могут и не использовать нечетких понятий. На основе нечетких правил могут делаться нечеткие логические заключения.

Использование нечеткой логики и нечетких понятий позволяет в де задач упростить процесс представления знаний.

Системы, основанные на продукционных правилах, используют в режиме интерпретаторов: в соответствии с некоторой стратегией правила просматриваются одно за другим и, если рассматриваемая очередная стратегия применима (то есть его условия выполнены), то сразу исполняется и предписываемое этим правилом действие.

Системы 1.1-1.2 хороши для моделирования действий квалифицированного оператора, хорошо знакомого со всеми особенностями ОУ и успешно справляющегося с управлением им «вручную».

Важным свойством, расширяющим возможности систем 1.1-1.2 является то, что действия могут включать вставки и удаления базы знаний новых и устаревших знаний (и данных) соответствующими закономерностями (с динамической моделью). В некоторых системах имеется механизм выбора действия, если могут быть применены несколько правил одновременно. Он может основываться на приоритетном ранжировании правил по приоритетам или основываться на следующих и других эвристиках: не применять правило при тех же значениях аргументов повторно; предпочитать правила, применимые к более свежим (позднее выведенным) фактам; предпочитать более специфические правила, например, второе из двух правил: «Если Млекопитающее (x), то дорисуй Ноги ($x, 4$)», «Если Млекопитающее (x) и Человек (x), то дорисуй Ноги ($x, 2$)».

В системах логического программирования правила тоже имеют вид импликаций, но более широко используется классический логический формализм. Примером систем 1.3 является Пролог (Prolog) [16]. В системах 1.3 обычно не разрешается использовать отрицания, дизъюнкции и/или равенства. Обычно правила имеют вид «конъюнкция атомов $\& A_i$ влечет атом B », где атомы могут содержать не только константы, но и переменные (по смыслу, связанные кванторами всеобщности). Соответствующий язык, включающий также и просто атомы (в частности, факты), называется *логическим*.

языком [190, 191].

Процедурная семантика («словие-действие») хорновских дизъюнктов определена в [162]. В соответствии с ней импликация $\& A_i \rightarrow B$ понимается как процедура, тело которой $\& A_i$ состоит из процедурных вызовов A_i . Решая задачу B , мы можем свести ее к подзадаче A_i . И наконец, процедуры с пустым телом необходимы для окончательного прямого решения задачи. Это соответствует тому, что в отличие от 1.1-1.2 в системах 1.3 используется не прямой вывод, а обратный, а именно, базируясь на атомах, входящих в запрос, высказывается правило, условие которого (после подходящих подстановок вместо переменных) следует из этого множества атомов. Поэтому правилу выводится его заключительный атом, добавляемый в использованное множество атомов, и т.д.

Тем самым создана возможность декларативного стиля программирования, когда программисту достаточно в форме хорновских формул описать предметную область и затем задать вопрос. Интерпретатор Пролога «в принципе» находит ответ на него.

На практике для повышения эффективности поиска выводов используются нелогические элементы. В системах логического программирования с ограничениями (ЛПО - Constraint Programming) [163, 214, 215] используется дополнительный механизм удовлетворения ограничений (в частности, решения логических уравнений). Это позволяет оперировать в декларативном стиле (описывая, что дано и что требуется, без указания алгоритма решения) не только с задачами логического, но и численного характера, что не только расширяет область приложения логического программирования, но и обеспечивает более совершенное управление логической программой. В работе [164] описан амбициозный проект использования ЛПО в качестве основы управления в реальном времени с приложениями в создании полностью автоматических пилотов.

Довольно продвинутым с точки зрения эффективности распределения вывода в системах 1.3 является PIM (Parallel Inference Machine) [165] - проект, явившийся частью японского проекта компьютерных систем 5-го поколения. PIM показал скорость 64 млн логических операций в секунду.

гических операций в секунду (LIPS).

7. Системы, основанные на автоматическом доказательстве теорем

Следует заметить, что по крайней мере в отечественной литературе на возможность и перспективность использования автоматического доказательства теорем в теории и практике управления указал еще в 1960 г. А.А. Фельдбаум [121].

Среди систем класса 2, то есть основанных на автоматическом доказательстве теорем (АДТ), наиболее популярными в области искусственного интеллекта являются системы:

2.1) *революционного* типа, реализующие в разных модификациях *метод резолюций*, который является машинно-ориентированным составляет также теоретическую базу языков логического программирования типа Пролог;

2.2) *генценовского* типа либо в форме так называемого *естественного* (натурального) *вывода*, который в сравнении с резолюционным выводом больше напоминает манеру рассуждений человека либо в форме секвенциального вывода, в котором секвенции играют роль задач и выводы имеют вид некоторых конечных многошаговых процессов последовательной декомпозиции задач на подзадачи до получения тривиальных подзадач.

Метод резолюций и аналогичный ему так называемый обратный метод предложены в 1965 г. независимо Дж. Робинсоном и С.Ю. Матвеевым [166-168]. Естественный вывод был одним из самых ранних исследований (после Г. Фреге) и введен в 1934 г. (Г. Генценом и С. Якоби) [169, 170]. Одной из первых и наиболее известных в нашей стране систем АДТ была машинная реализация естественного вывода [171].

Следует подчеркнуть, что в отличие от систем логического программирования системы АДТ работают обычно в полной первоначальной логике и существенно превосходят сегодня другие средства ИИ с точки зрения сложности теорем, доказываемых ими. Решен

которые открытые задачи, поставленные известными математиками [172, 173], причем планка сложности неуклонно повышается.

С другой стороны, эти достижения в области систем АДТ принадлежат сфере офлайн-задач, то есть без характерных ресурсных ограничений: это – сфера математических задач, допускающих формальную автоматизацию строгих рассуждений, допускающих формализацию в некотором логическом языке, когда нет особой критичности в вопросе о ресурсах, отпущенных на проведение автоматических выкладок.

Последнее не означает, что методы АДТ принципиально не применимы к задачам реального времени. Например, так же, как и в логическом программировании [164], известны попытки применить АДТ в управлении движущимися объектами для построения полностью автономных систем.

Первым примером такого типа является система управления мобильным интегральным роботом STRIPS – самоходным аппаратом, совершающим передвижения в упрощенной среде по формируемым в командном [174, 175]. Типичной задачей, решаемой STRIPS, является задача «убрать деталь в контейнер», то есть задача перемещения детали из некоторой точки рабочего пространства с помощью захвата робота в контейнер. STRIPS умеет перемещать захват из одного места в другое, схватывать деталь (когда захват и деталь находятся в одном месте) и переносить схваченную деталь. АДТ является интеллектуальным уровнем устройства управления, обеспечивающим в режиме реального времени планирование действий, то есть формирование последовательности команд для достижения поставленной цели. Этот интеллектуальный уровень более гибко подстраивается под условия в форме логических исчислений, нежели жесткими алгоритмами. Однако уже в этом простом примере авторы для повышения эффективности применили нелогические элементы: вставки (вставки) новых (соответственно устаревших) знаний. Введение исчислений ситуаций (а по существу экстраперемеменной времени в качестве дополнительного аргумента к тем предикатам, истинность которых меняется в процессе функционирования робота) позволяет возместить все описание в полное исчисление предикатов, но при

этом система АДТ должна быть достаточно мощной. В работе [17] полное исчисление предикатов было использовано для планирования с учетом новых для того времени продвижений в АДТ.

8. Системы, основанные на автоматическом гипотезировании

Автоматизация гипотезирования (выдвижения гипотез) в системах искусственного интеллекта может достигаться по-разному. частности, автоматическое гипотезирование (АГ) используется в литературе в контексте реализации фундаментальной функции обучения. Обучение существенно для оперирования в полностью или частично неизвестной среде, имеет много форм и в обобщенной постановке может быть сведено к обучению достаточно точному представлению некоторой функции. При этом обучение на основе некоторого множества представленных учителем примеров, а именно пар (аргумент, значение), называется *индуктивным обучением*, а ответное конкретное предположение в виде этой неизвестной функции *гипотезой*. Трудности обучения зависят от выбранного представления: булевские функции, логические формулы, вероятностные и нейронные сети, полиномы и др. Описание соответствующих методов (обучающихся деревьев решений, адаптивных вероятностных сетей и др.) можно найти в [127].

Другой тип задач обучения возникает, когда среда еще беднее, то есть обучаемый не получает примеров и, начиная действовать может временами в порядке обратной связи получать *подкрепления* (поощрения). Соответствующая проблематика давно занимала специалистов в области коллективного поведения автоматов [115, 116] и адаптивного управления [177].

Исходя из того, что системы с элементами ИИ, как правило, обладают априорными знаниями (сверх примеров и подкреплений), представляется весьма важным *кумулятивный* (накопительный) вид *обучения*, когда накопление знаний, вообще говоря, улучшает способность к обучению — с учителем или без учителя (рис. 2).

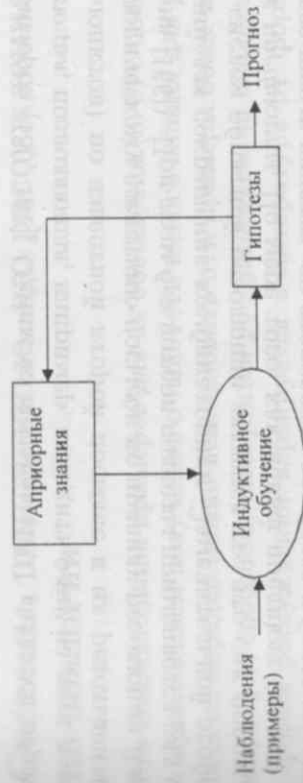


Рис. 2. Процесс кумулятивного обучения использует и дополняет знания априорных знаний.

Примером кумулятивного обучения является обучение на основе обобщающего анализа (или «объяснения примеров»). Это — метод вычисления общих правил из индивидуальных наблюдений и некоторой общей теории [178]. Взятие производной по x от x^2 в логическом программировании требует 136 шагов доказательства, в которых 99 являются тупиковыми для доказательства [178]. Естественно, что интеллектуальная система, выполнив однажды все эти шаги, должна *вперед* бы сделать это быстрее, причем не простым запоминанием в базе данных пары вход-выход вида $(x^2, 2x)$, иначе при вычислении производной по y от y^2 пришлось бы повторить 136 шагов заново. Система должна быть способна сформулировать итоговое правило, общее для всех выражений u^2 с неизвестными арифметическими выражениями u (еще лучше — для u^n). «Цивилизация прогрессирует путем расширения числа важных операций, которые мы можем выполнить, не задумываясь о них» [179].

Одной из новых областей в ИИ является индуктивное логическое программирование (ИЛП). Оно комбинирует индуктивные методы с мощностью перепорядковых представлений, концентрируя их, в частности, на представлении теорий как логических программ. С начала 90-х годов ИЛП стало главной частью исследований в области машинного обучения, благодаря строгости и предложенным полным (универсальным) алгоритмам порождения перепорядковых теорий

из примеров [180, 181]. Одним из методов ИЛП является *обратная резолюция*, позволяющая, например, находить одну из двух посылок (дизъюнктов) по известной второй посылке и их резолювенте (те есть логическому следствию посылки по правилу резолюции Дж. Робинсона [166]). При этом без потери полноты применяется ряд ограничений для сокращения комбинарики. Замечательной особенностью систем обратной резолюции является то, что они порождают *новые предикаты*. По мере того, как новый предикат входит в состав все новых гипотез, он становится все более и более семантически осмысливаемым и может получить от человека отождествление с некоторым из известных понятий или новое наименование, если потребуется.

Остановимся вкратце на некоторых других методах АГ.

В работе [182] введены логические исчисления с обобщенными кванторами (в смысле А. Мостовского [183]). Эти исчисления применены для формализации так называемых рациональных индуктивных выводов, для построения основ вычислительной статистики и для разработки на стыке математической логики и математической статистики соответствующего метода *автоматического образования гипотез* — *GUHA-метода*. Методы получения правдоподобных рассуждений в стиле Ф. Бэкона — Д.С. Милля разработаны в [184].

В качестве одного из перспективных направлений обеспечения кумулятивного обучения и вообще АГ является и метод АГ на основе *первопорядковых логических уравнений*, предложенный в [185]. Он является развитием работ (В.М. Матросов [186], см. также [187-189]) по регулярному получению формулировок теорем типа теорем сравнения в терминах векторных функций Лапунова в математической теории систем и, прежде всего, в динамике систем, а также работ о сохранении свойств алгебраических систем при морфизмах (см. например, [190-192]).

Интересное сочетание методов решения логических уравнений и автоматического доказательства теорем представляет метод *последовательного порождения гипотез* (ПП-метод) [193]. На нем мы вкратце остановимся во второй работе этого цикла.

9. Системы, основанные на рассуждениях по аналогии

Вместо использования примеров для их обобщения (п. 8) с последним применением полученного гипотетического знания для решения задачи, нередко можно использовать эти примеры более или менее напрямую, способом, именуемым *рассуждением по аналогии*. Эта форма рассуждений варьируется в литературе от формы *аналогичных рассуждений*, основанных на степенях правдоподобия или «похожести» (Similarity) [194] до «ленивого» обучения путем инициации примеров («Lazy» Explanation-Based Learning). Последняя форма рассуждений по аналогии состоит как бы в приспособлении направления обобщения старого примера под потребности новой задачи и наиболее выражена в *рассуждениях по прецеденту* (Case-Based Reasoning) [195] (см. также подход, основанный на *предметной аналогии* [196]).

Механизм рассуждений в системах, основанных на прецедентах, варьируется на коллекционировании и использовании решений старых задач рассматриваемой предметной области для построения решений новых задач [197], что позволяет порой избежать повторной предметной обработки информации. Адаптируемое к новой задаче старое решение выбирается как решение такой ранее решенной задачи, которая в определенном смысле достаточно близка к новой задаче. При этом понятие «близости» к прецеденту может быть формально по-разному. Часто принятие решений по прецедентам комбинируется с другими механизмами, например, с логическим программированием [198, 199].

10. Объектно-ориентированные интеллектуальные системы

Достоинством декларативного стиля представления знаний и программирования (см. п. 6) является, как отмечалось, то, что созданные системы не надо заботиться о потоке управления в программе.

По существу, описание задачи представляется слабо структурированной совокупностью отношений. При большом количестве таких отношений понимание Пролог-программы становится практически невозможным, а встраивание нелогических элементов в стратегию вывода – неизбежным [200].

Вместе с тем тенденция все более широкого использования ЭВМ в процессах управления приводит на практике к созданию все более сложных систем управления. С этой точки зрения объектно-ориентированный подход к представлению и обработке знаний с возможными высокоэффективно поддерживать отношения наследования, использовать значения «по умолчанию» и т.д. является предпочтительным [201], по крайней мере, в некотором симбиозе с логическим программированием.

Объектно-ориентированные интеллектуальные системы используют декларативно-процедурные (описательно-алгоритмические, крипто-конструктивные) формы представления знаний и стратегии, хотя и ограниченные по возможностям вывода нового знания, алгоритмы вывода свойств объектов на основе иерархических сетей, фреймовых и некоторых других представлений отношений между объектами (описанными морфологически, функционально, атрибутивно и т.д.) [202, 203]. При этом чаще всего используются объектно-ориентированные языки программирования, характерные взаимопроникновением структур данных и процедур. Хорошо известный из них – язык Smalltalk (Смолток). Среди языков представления знаний выделяются также языки KRL, KL-ONE и некоторые другие. Для них характерно двухуровневое представление данных [203] (абстрактная модель предметной области в виде иерархии множеств понятий и конкретная модель ситуации как совокупности взаимосвязанных экземпляров этих понятий), представление связей между понятиями и закономерностей в виде присоединенной процедур; семантический подход к сравнению образцов и поиску образцу. Инструментом, предназначенным специально для создания экспертных систем, явились языки представления знаний (и соответствующие программные среды) ART, OPS5 [204-207]. Они исполняют продукцию и фреймы.

Фрейм – это структура данных, предназначенная для представления стереотипной ситуации. Он представляет собой совокупность классов, которые можно задать о соответствующей воображаемой ситуации. Эта совокупность вопросов должна быть минимальной с точки зрения еще сохранения сущности описываемой ситуации. Другим типом фреймы (ролевые) описывают некоторые процессы, то есть служат для представления процедурного знания (умений). С помощью фреймами ассоциируется, например, информация о том, что ожидать в следующей момент, что сделать, если ожидания не подтверждаются и т.п.

Следует заметить, что рассмотренная классификация СОЗ 1-5 является разбиейем: конкретные системы, основанные на «знаниях», могут принадлежать одновременно нескольким классам. В частности, весьма перспективные, с нашей точки зрения, средства применяются в пересечении классов 1, 2, 5. Внутри него находятся и использующие объектно-логические языки фреймовые логики (Логис), логики транзакций (Transaction Logics) [208-210] и т.д. Подобное сочетание объектно-ориентированного подхода с логическим программированием позволяет повысить эффективность последнего с сохранением свойств универсальности (полноты) и корпоративности обработки знаний (см. обзор [211]).

Рис. 3 иллюстрирует непустоту пересечений А-Г классов 1-3. Например, области А принадлежат системы логического программирования. В свою очередь, в их числе – системы типа Пролог, Σ-программирование [212, 213] и системы ЛПО (см. п. 6) [214, 215, 216].

Действительно, механизм рассуждений классического Пролога имеет одновременно черты систем, основанных на правилах, и системы доказательства теорем (на множестве хорновских формул и правилах предикатов). Системы ЛПО являются их дальнейшим развитием, включая, например, механизм решения простейших логических уравнений. Так как отыскание решений логических уравнений имеет характер обзора гипотез, то некоторые системы ЛПО в своих возможностях попадают в наиболее общую область Г.

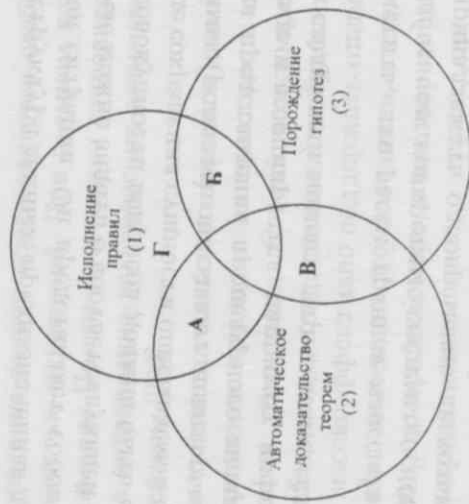


Рис. 3. Пересечение классов СОЗ, использующих три указанных на рисунке механизма рассуждений (классы СОЗ (4) и (5) на сунке не представлены). Области А принадлежат, например, системы логического программирования (Пролог и другие); области В — GUNA-метод; области В — ПП-метод, области Г — некоторые системы ЛПО.

11. Интеллектуальное управление

До недавнего времени постановка и решение задач управления опирались на более или менее традиционные математические модели в форме тех или иных *уравнений динамики* управляемого процесса (дифференциальных, конечно-разностных и других).

Будучи всегда неточен, результат моделирования, как известно, может содержать даже в явной форме «следы недомоделированной динамики». Например, в правой части уравнений динамики могут оставаться неизвестные члены, именуемые постоянно действующими возмущениями, в отношении которых для исследования, например, устойчивости могут делаться априорные предположения модели (в среднем, интегрально или в каждый момент времени). Принятия адаптивности, робастности и другие также были призваны

нестать немоделируемую динамику путем получения недостающей информации на этапе обучения или в режиме реального времени. Структурные сети, методы автоматического гипотезирования и обучения, а также другие средства ИИ позволяют более успешно справиться с неполнотой информации.

В ряде задач управления зависимости настолько сложны, что не допускают своего обычного аналитического представления. Сложность задач управления, в которых существенная роль принадлежит интуитивным суждениям и знаниям человека, заставляет в дополнение количественным методам или вместо них применять логический и интуитивный подходы, в соответствии с которыми в качестве значений переменных допускаются не только числа, но и слова или предложения искусственного или естественного языка [157-159].

Логические исчисления не предписывают жесткой последовательности действий, а предполагают определенную свободу выбора в рамках соответствующего «исчисления возможностей».

Переход к логическим исчислениям, как к новым, логическим, моделям динамики и управления, стимулирует использование «аналитических (символьных) вычислений, утверждавших свое право на существование в условиях конкуренции с численными методами математики, физики, математики» [216].

Использование интеллектуальных компонент, описанных в пп. 2-10, а также других средств ИИ, приводит к новым технологиям, расширяющим потенциал проектирования и управления динамическими системами путем охвата задач с неизвестными или уже несправедливыми с некоторого момента эксплуатации уравнениями динамики (задачах выбора эффективных каналов управления в объектах реконфигурации) либо задач, в которых модели в форме уравнений динамики могут уступать по эффективности использования моделям искусственного интеллекта (как в задачах планирования объектов в среде).

Взаимопроникновение методов теории управления и искусственного интеллекта осуществляется в общей области этих дисциплин, охватываемой в англо-язычной литературе все чаще *интеллектуальным управлением* (рис. 4) (*Intelligent Control*).

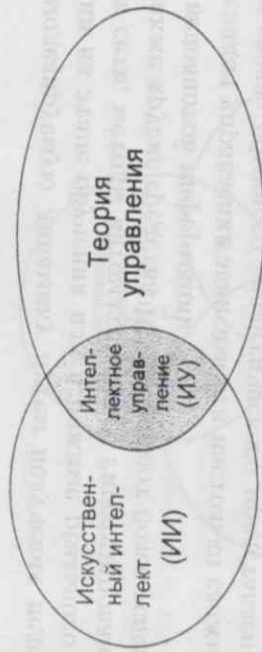


Рис. 4. Интеллектуальное управление – пограничная область теории управления и искусственного интеллекта.

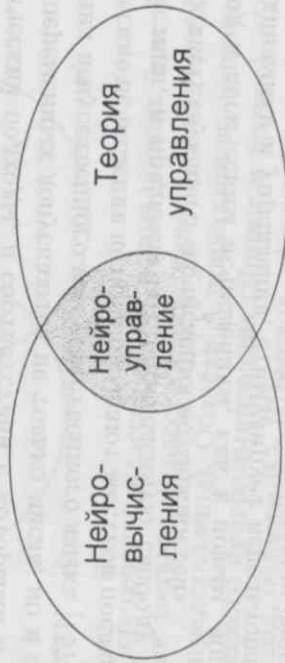


Рис. 5. Нейроуправление – раздел интеллектуального управления.

Слово «интеллектуальные» означает, что мы ожидаем достичь некоторого сходства с интеллектом, демонстрируемым живыми существами, в частности, человеком.

На стыке теории управления (в первую очередь, адаптивного управления) и нейронных сетей возникло *нейроуправление* (рис. 5). Оно является разделом интеллектуального управления.

Управление на основе «знаний» образует другой раздел интеллектуального управления (рис. 6) и включает, например, управление на основе правил (в частности, нечетких правил) и управление на основе логических моделей (в частности, с применением автоматического доказательства теорем (АДТ)). Среди систем управления, основанных на применении АДТ, находятся, к примеру, системы нечеткого вывода резолюционного типа. Правда, из-за ряда нелогических

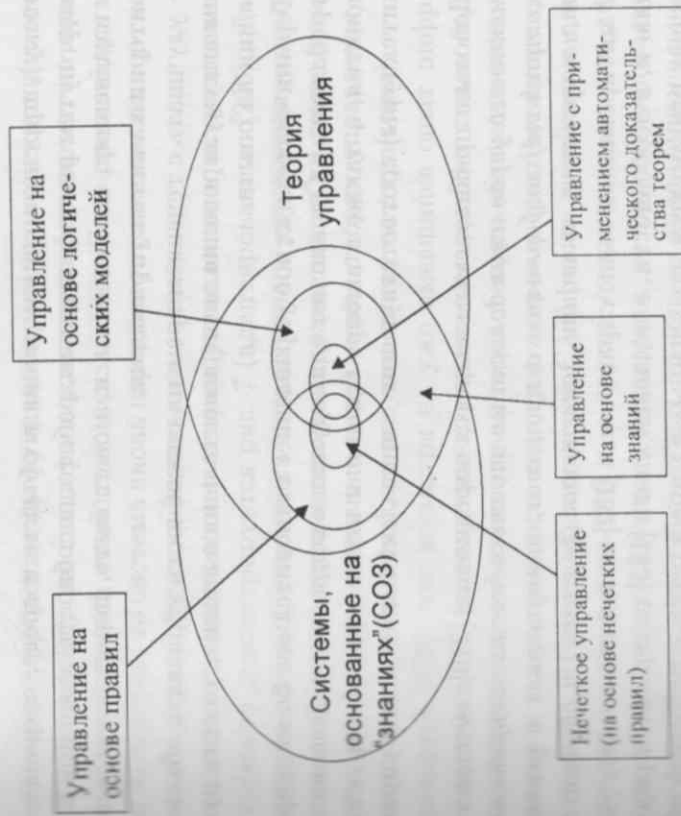


Рис. 6. Управление на основе «знаний» – раздел интеллектуального управления.

моментов нечеткой «логики» возможности нечеткого варианта метода резолюций сравнительно ограничены [217]. Более эффективен резолюционный метод вывода [159], успешно применяемый в множестве работ по нечеткому управлению.

Общие цели интеллектуального (интеллектуального) управления – обеспечить доступное знание об объекте и среде, что позволяет использовать надежное управление с предопределенным критерием (например, зная желаемую траекторию, функционал качества управления, целевое множество);

управлять в творческой (интеллектуальной) манере (подобно

человеку), прогнозируя изменения в объекте и среде, сохраняя, например, путем реконфигурации, работоспособность даже при больших изменениях, согласовывая и, может быть, пересматривая цели и критерии качества управления;

— улучшать с течением времени способность управлять объектом путем аккумуляции экспериментального знания, то есть путем обучения на опыте.

Термин «интеллектуальное управление» становится все более широко употребляемым. Однако нет единодушия в вопросе определения этого понятия, а также в выборе более или менее типовой структуры (архитектуры) соответствующих — интеллектуальных — систем управления.

Довольно признаваемым является определение [219]: *система интеллектуального управления должна иметь способность воспринимать (to comprehend) информацию о процессах, возмущениях и условиях функционирования, выводить заключения (to reason) и обучаться*. В цитированном выше справочнике [132] по интеллектуальному управлению и, в особенности, в недавней книге [133] содержится ряд интересных результатов, полученных в мире в рассматриваемой области с приложениями в роботике, управлении полупроводниковым производством, в космосе, авиации, химическом производстве и вообще промышленности. В частности, в [132] представлена информация о применении интеллектуальных компонент для улучшения качества управления геометрией и двигателями самолета при отказах и повреждениях.

Как отмечалось, предпринимаются многочисленные попытки комбинирования интеллектуальных компонент разных классов. Так, интересное применение нейронных сетей в сочетании с системами основанными на знаниях (экспертными системами) предложено в роботике [135]. Нейронная сеть функционирует параллельно с экспертной системой, которая поначалу полностью задействована и ответственна за управление. С течением времени, нейронная сеть освобождается от экспертной системы и перехватывает управление, обеспечивая более высокое качество. Эта гибридная система предназначена для использования в исследованиях других планет. Экспертная система

обеспечивает робастность функционирования, а нейронная сеть — точную настройку на специфические условия планеты, которые изменяются с достаточной точностью неизвестны. Если произойдут их какие-либо изменения, то система вновь передает управление экспертной системе и процесс обучения начинается заново.

Схематично взаимовлияние теории управления и искусственного интеллекта демонстрируется рис. 7 (адаптировано из [220]). Два, по существу, раздельных, источника интеллектуального управления ныне существуют, и образуют перспективное направление на их стыке (замечается, что другие перспективные направления теории управления, в числе отмеченных в п. 1, на рисунке никак не отражены).

Считается [220], что несмотря на уже имевшийся опыт цифрового и логического (автоматного) управления, до 80-х годов было трудно объединить возможности методов теории автоматического управления и искусственного интеллекта из-за несовместимости, с одной стороны, непрерывных моделей САУ (часто линейных и с непрерывными переменными) и, с другой стороны, даже тех дискретных методов искусственного интеллекта, которые базировались на булевских (булевских) переменных, то есть на пропозициональных исчислениях, близких к автоматным и достаточны традиционных для восстановления специалистами-управленцами. Позднее, системы управления основанные на нечетких логиках, и нейроуправление составили существенную альтернативу нелинейным систем с непрерывными и ограниченными интервалами $[0, 1]$ (или $[-1, +1]$) переменными. Это открыло новый этап в теории управления и искусственным интеллектом становятся

уже не столько более совместимыми [132, 133, 221, 50]. Другой взгляд, не противоречащий изложенной точке зрения на развитие интеллектуального управления, дается на рис. 8 [222, 223].

В интеллектуальное управление рассматривается как пограничная область между теорией управления и искусственного интеллекта, где и исследования операций. Стрелками показано взаимное влияние теории экспертных систем, теории интеллектуального управления, теории интеллектуального управления, по крайней мере в исследовании правил [224, 225], принадлежит японским фир-

Интеллектуальное управление

Искусственный интеллект Теория управления

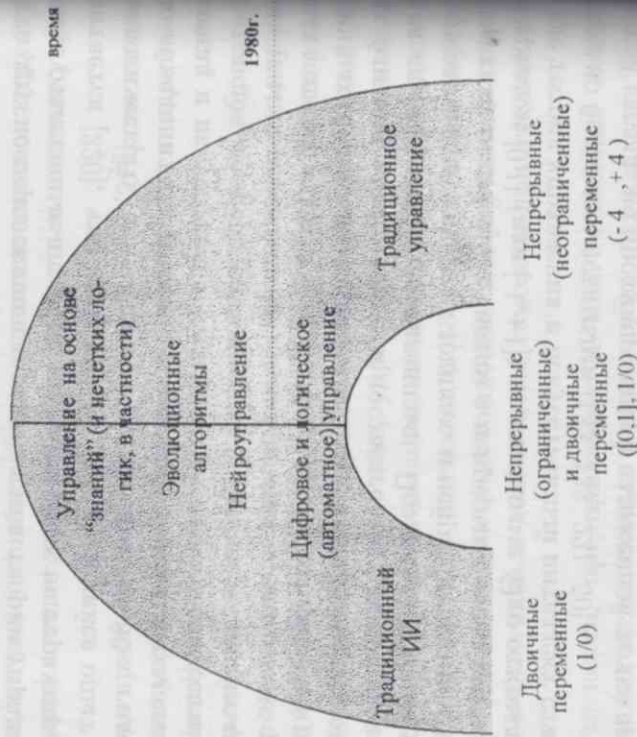


Рис. 7. Два основных источника интеллектуального управления

мам. Для поддержки эффективного функционирования систем, связанных на интеллектуальных компонентах и, прежде всего, на нечетких правилах и нейронных сетях, создана и развивается специальная числительная техника. Конечно, скептики тут же припомнят (и

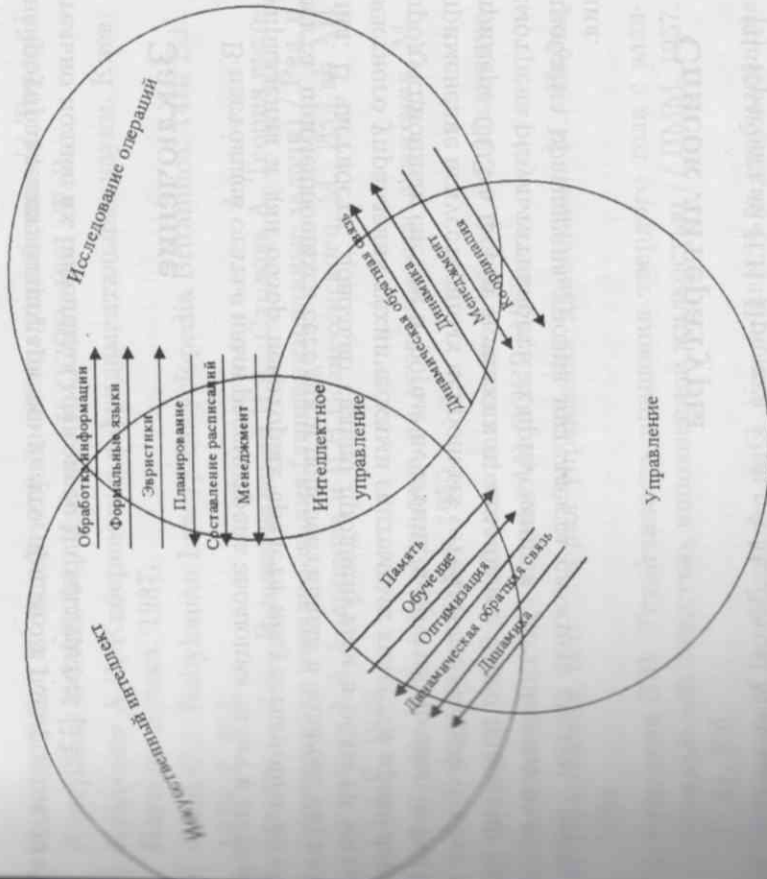


Рис. 8. К определению интеллектуального управления как области исследования

тут право) примерный ажиотаж, вызванный в свое время другими достижениями машинными ЭВМ, а именно Лисп- и Пролог-машинами. Но не в этом, благодаря «нечетким» микропроцессорам, нечеткое управление можно простейшие, но многочисленные приложения в быту, промышленности, химическом производстве и т.д. В настоящее время в мире насчитываются сотни практических разработок таких правил и нейронных сетей на СБИС, пока еще распространенная числительная техника. Конечно, скептики тут же припомнят (и

нейроуправления, благодаря тому, что при этом раскроеется значительно полнее их потенциал массового параллелизма [138].

Заключение

В настоящей статье нами рассмотрена эволюция задач и методов управления и дан обзор некоторых средств искусственного интеллекта, применяющихся сегодня и перспективных в задачах управления. В частности, довольно сильно продвинутом в области интеллектуального управления техническими системами является применение продукционных систем в форме нечетких и других правил, а также применение искусственных нейронных сетей. В следующей статье рассмотрена результативность их применения и будет подробно обсуждена проблема повышения уровня интеллекта сложных систем управления.

Список литературы

- [1] Красовский Н.Н. Предисл. к кн.: А.М. Летов. Математическая теория процессов управления. М.: Наука, 1981.
- [2] Летов А.М. Состояние и перспективы развития теории управления // Автоматика и телемеханика. 1972. №9.
- [3] Летов А.М. Автоматического управления теория // Математическая энциклопедия. М.: Сов. энциклопедия, 1977. Т. 1.
- [4] Яблонский С.В. Управляющая система // Математическая энциклопедия. М.: Сов. энциклопедия, 1985. Т. 5.
- [5] Красовский Н.Н., Субботин А.И. Позиционные дифференциальные игры. М.: Наука, 1974.
- [6] Красовский Н.Н. Проблемы управляемости, наблюдаемости, стабилизируемости // Труды 2-го Всесоюзного съезда по механике. М.: Наука, 1964.

Калман Р.Е. Об общей теории систем управления // Труды I Конгресса ИФАК. М.: Изд-во АН СССР, 1961. Т. 2.

Кухтенко А.И. Кибернетика и фундаментальные науки. Киев: Наукова Думка, 1987.

Clodd C.J. Babylonian Law // Encyclopaedia Britannica. 14th Ed., 1929. 2. 863.

Максвелл Д.К., Вышнеградский И.А., Стодола А. Теория автоматического регулирования (линеаризованные задачи) / Ред. и комментарии. А.А. Андропова и Н.Н. Вознесенского. М.: Изд-во АН СССР, 1949.

Лининов А.М. Общая задача об устойчивости движения. М.: Изд. Гостехтеоретиздат, 1950.

Чернов Н.Г. Устойчивость движения. Работы по аналитической механике. М.: Изд-во АН СССР, 1962.

Красовский Н.Н. Теория управления движением. М.: Наука, 1968.

Румянцев В.В. Устойчивость вращения твердого тела с эллипсоидальной полостью, наполненной жидкостью // ПММ. 1957. Т. 21. №6.

Румянцев В.В., Озиранер А.С. Устойчивость и стабилизация движения по отношению к части переменных. М.: Наука, 1987.

Степановский Д.Е. К теории движения ракет // ПММ. 1946. Т. 10. №2.

Полторанин Л.С., Болтынский В.Г., Гамкрелидзе Р.В., Мищенко Е.Ф. Математическая теория оптимальных процессов. М.: Физматгиз, 1961.

Полторанин Р. Динамическое программирование. М.: Изд-во иностранной литературы, 1960.

Летов А.М. Аналитическое конструирование регуляторов // Автоматика и телемеханика. 1960. Т. 21. №4-6; 1961. Т. 22. №4.

Красовский Н.Н., Летов А.М. К теории аналитического конструирования регуляторов // Автоматика и телемеханика. 1963. Т. 23. №6.

- [21] Красовский Н.Н. Об одной задаче оптимального регулирования // ПММ. 1959. Т. 23. №2.
- [22] Красовский Н.Н. О выборе параметров оптимальных устойчивых систем // Труды I Конгресса ИФАК. М.: Изд-во АН СССР. 1961. Т. 2.
- [23] Kalman R.E., Bertram T.E. Control System Analysis and Design via the Second Method of Lyapunov // J. Basic Eng. 1960. №6.
- [24] Красовский Н.Н. Проблемы стабилизации управляемых движений / Дополнение IV к монографии: Малкин И.Г. Теория устойчивости движения. М.: Наука, 1966.
- [25] Румянцев В.В. Об оптимальной стабилизации управляемых систем // ПММ. 1970. Т. 34. №3.
- [26] Зубов В.И. Лекции по теории управления. М.: Наука, 1975.
- [27] Кунцевич В.М., Лычак М.М. Синтез систем автоматического управления с помощью функций Ляпунова. М.: Наука, 1977.
- [28] Черноусько Ф.Л., Акуленко Л.Д., Соколов Б.Н. Управление неблябиями. М.: Наука, 1980.
- [29] Черноусько Ф.Л., Колмановский В.Б. Вычислительные и приближенные методы оптимального управления // Итоги науки и техники. Математический анализ. М.: ВИНТИ, 1977. Т. 1.
- [30] Энеев Т.М. О применении градиентного метода в задаче оптимального управления // Космические исследования. 1968. 4. №5.
- [31] Техническая кибернетика, теория автоматического регулирования / Под ред. В.В. Солодовникова. Кн. 1: Математическое описание, анализ устойчивости и качества систем автоматического регулирования. М.: Машиностроение, 1967.
- [32] Габасов Р., Кириллова Ф.М. Качественная теория оптимальных процессов. М.: Наука, 1971.
- [33] Фельдбаум А.А. Основы теории оптимальных автоматических систем. М.: Наука, 1966.

- Пышкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах. М.: Наука, 1968.
- Якубович В.А. К теории адаптивных систем // Докл. АН СССР. 1968. 182. №3.
- Пышкин Я.З. Основы теории обучающихся систем. Л.: Наука, 1970.
- Петров Б.Н., Рутковский В.Ю., Крутова И.Н., Земляков С.Д. Принципы построения и проектирования самонастраивающихся систем управления. М.: Машиностроение, 1972.
- Срагович В.Г. Теория адаптивных систем. М.: Наука, 1976.
- Красовский А.А., Буков В.Н., Шендрик В.С. Универсальные алгоритмы оптимального управления непрерывными процессами. М.: Наука, 1977.
- Петров Б.Н., Рутковский В.Ю., Крутова И.Н., Земляков С.Д., Идальки И.Б. Некоторые вопросы теории беспилотных самонастраивающихся систем, I, II // Изв. АН СССР. Тех. кибернетика. 1976. №2-3.
- Сарадис Дж. Самоорганизующиеся стохастические системы управления. М.: Наука, 1980.
- Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. М.: Наука, 1997.
- Красовский А.А. Некоторые актуальные проблемы науки управления // Изв. РАН. Теория и системы управления. 1996. №6.
- Фрадков А.Л. Адаптивное управление в сложных системах. М.: Наука, 1990.
- Georgio Yu.Z. Learning in Robust Control Systems // Intelligent Control Systems: Theory and Applications / M.M.Gupta, B.K.Guha (eds). New York: IEEE Press, 1996.
- Габасов Р., Кириллова Ф.М. Адаптивное и интеллектуальное управление роботами // Изв. вузов. Приборостроение. 1988. №11.
- Фрадков А.Л., Юсулов Р.М. Интеллектуальные системы управления // Изв. РАН. Тех. кибернетика. 1994. №5.

- [48] Boskovic J.D., Narendra K.S. Comparison of Linear, Nonlinear and Neural Network Based Adaptive Controllers for a Class of Batch Fermentation Processes // *Automatica*. 1995. V. 31. № 10.
- [49] Rauch H.E., Schmidt T., Natori B. Adaptive Control of a High Speed Ship // *Proc. 9th Yale Workshop on Adaptive and Learning Systems*. 1996.
- [50] Васильев В.И., Рембольд У., Аполов С.Г., Киринов Д.В. Адаптивное нейро-фазное управление многозвенным манипулятором // *Интеллектуальные автономные системы*. Уфа; Карлсруэ: УИИТ, 1996.
- [51] Колмановский В.Б., Носов В.Р. Устойчивость и периодические режимы регулируемых систем с последействием. М.: Наука, 1981.
- [52] Бутковский А.Г. Теория оптимального управления систем с распределенными параметрами. М.: Наука, 1965.
- [53] Сиразетдинов Т.К. Оптимизация систем с распределенными параметрами. М.: Наука, 1977.
- [54] Дегтярев Г.Л., Сиразетдинов Т.К. Теоретические основы оптимального управления упругими космическими аппаратами. М.: Машиностроение, 1986.
- [55] Васильев О.В. Принцип максимума Л.С.Понтрягина в теории оптимальных систем с распределенными параметрами // *Прикл. мат. Новосибирск*. 1978.
- [56] Москаленко А.И. Методы нелинейных отображений в оптимальном управлении. Новосибирск: Наука, 1983.
- [57] Кротов В.Ф. Решение вариационных задач на основе достижимых условий абсолютного минимума, I-IV // *Автоматическая телемеханика*. 1962. Т. 23, №12; 1963. Т. 24, №5; 1963. Т. 24, №6; 1965. Т. 26, №4.
- [58] Хрусталев М.М. Необходимые и достаточные условия для задачи оптимального управления // *Докл. АН СССР*. 1973. Т. 211 с.

- [59] Гурман В.И. Вырожденные задачи оптимального управления. М.: Наука, 1977.
- [60] Месарович М., Мако Д., Такахага И. Теория иерархических многоуровневых систем. М.: Мир, 1973.
- [61] Моисеев Н.Н., Гермейер Ю.Б. О некоторых задачах теории иерархических систем управления // *Проблемы прикладной математики и механики*. М.: Наука, 1971.
- [62] Моисеев Н.Н. Элементы теории оптимальных систем. М.: Наука, 1975.
- [63] Biljak D.D., Vukcevic M.V. Decentrally Stabilizable Linear and Bilinear Large-Scale Systems // *Int. J. of Control*. 1977. V. 26. №2.
- [64] Поголевич Н.В., Габасов Р., Кириллова Ф.М. Реализация позиционного решения линейной задачи оптимального иерархического управления // *Изв. РАН. Теория и системы управления*. 1977. №1.
- [65] Красовский А.А., Буков В.Н. Иерархическая оптимизация управления полетом // *Вопросы кибернетики. Управляющие вычислительные системы движущихся объектов / Под ред. И.С. Уколовой*. М., 1988. Вып. 139.
- [66] Догановский С.А. Параметрические системы автоматического регулирования. М.: Энергия, 1973.
- [67] Саврицкий Н.А. Системы с параметрической обратной связью. М.: Энергия, 1974.
- [68] Евсильнов С.В. Бинарные системы автоматического управления. М.: Изд-во МНИИПУ, 1984.
- [69] Рунтовский В.Ю., Земляков С.Д. Адаптивное координатно-параметрическое управление // *Вопросы кибернетики. Системы и методы управления движущимися объектами*. М., 1984.
- [70] Браунский А.В., Осипов Ю.С. Дифференциально-разностная задача обобщения с функциональным целевым множеством // *ИЗВ. РАН. Теория и системы управления*. 1973. Т. 37. №1.

- [71] Федосов Е.А., Инсаров В.В., Селивохин О.С. Системы управления конечным положением в условиях противодействия среды // М.: Наука, 1989.
- [72] Матросов В.М., Решетнев М.Ф., Раевский В.А., Сомов Е. Нелинейные методы динамического синтеза отказоустойчивых систем управления космическими аппаратами // Изв. РАН. Ороия и системы управления. 1997. №5.
- [73] Lakshminathan V., Sivasundaram S., Kaymakçalan. Dynamical Systems on Measure Chains. Dordrest; Boston; London: Kluwer Academic Publisher, 1996.
- [74] Бурносов С.В., Козлов Р.И. Исследование динамики нелинейных систем с неопределенностью и возмущениями на основе метода ВФД, II // Изв. РАН. Тех. кибернетика, 1994. №6.
- [75] Жук К.Д., Тимченко А.А., Даленко Т.И. Исследование структур и моделирование логико-динамических систем. Киев: Наукова Думка, 1975.
- [76] Семенов В.В., Журина Н.Э. Оптимальное управление логическими аппаратами в классе логико-динамических систем // Тез. докл. X Всесоюз. совещ. по проблемам управления. М.: Наука, 1986.
- [77] Бортакровский А.С. Достаточные условия оптимальности управления детерминированными логико-динамическими системами // Информатика, Автоматизация проектирования. М.: ИГиЛ АН УССР, 1992. Вып. 2-3.
- [78] Васильев С.Н., Кузнецов П.К., Лакеев А.В. К общей теории интегро-операторного уравнения динамики переключательных схем // Доклады РАН. 1996. Т. 348. №4.
- [79] Васильев В.А., Левкин М.И., Павленко А.И. Реконструкция интегрированной системы управления с помощью экспертных систем // Вопросы кибернетики, Управляющие вычислительные системы движущихся объектов / Под ред. И.С.Уколова. М.: Наука, 1988. Вып. 139.

- Ашимов А.А., Соколова С.П. Введение в теорию систем автоматического управления с изменяющейся конфигурацией. Алматы: Галам, 1993.
- Yavuzlyev S.N., Doganovski S.A., Maksimkin N.N., Kuznetsov A.I. Integrated Control Systems with Reconfiguration of Active Plants. Design and Applications // Proc. 2nd IFAC Workshop on New Trends in Design of Control Systems. Smolenice. 1997.
- Обухов В.Е., Павлов В.В. Синтез избыточных дискретных устройств с реконфигурацией структуры. Киев: Наукова Думка, 1979.
- Догановский С.А., Озеряный Н.А. Системы автоматического управления с реконфигурацией // Измерения, контроль, автоматизация. 1990. №4.
- Павлов В.В. Системы автоматического управления с переменной структурой. М.: Наука, 1967.
- Арунов Р. Дифференциальные игры. М.: Мир, 1967.
- Красовский Н.Н. Игровые задачи о встрече движений. М.: Наука, 1970.
- Нашин Г. Аxiomatic Approach in Differential Games // J. Optimiz. Theory and Appl. 1969. V. 3. №3.
- Валун Е., Тукос С.Р. On the Definition of a Stochastic Differential Game // Math. Syst. Theor. 1970. V. 4. №1.
- Павлов Ю.С. К теории дифференциальных игр с неполной информацией // Докл. АН СССР. 1974. Т. 215. №4.
- Павлов Ю.С. Минимаксное поглощение в дифференциально-игровых играх // Докл. АН СССР. 1972. Т. 203. №1.
- Куржанский А.Б. Дифференциальные игры наблюдения // Докл. АН СССР. 1972. Т. 207. №3.
- Куржанский А.Б., Куржанский А.Б. Минимаксная многошаговая филь-трация в стохастически неопределенных ситуациях // Автоматизация и телемеханика. 1978. №11.

- [93] Черноусько Ф.Л., Меликян А.А. Игровые задачи управления поиска. М.: Наука, 1978.
- [94] Жуковский В.И., Молоствов В.С. Многокритериальное принятие решений в условиях неопределенности. М.: Изд-во МНИИ ПУ, 1988.
- [95] Бусленко Н.П., Калашников В.В., Коваленко И.Н. Лекции теории сложных систем. М.: Сов. радио, 1973.
- [96] Матросов В.М. Метод векторных функций Ляпунова в анализе сложных систем с распределенными параметрами (обзор). Автоматика и телемеханика. 1973. №1.
- [97] Охотимский Д.Е., Платонов А.К. Алгоритмы управления гающим аппаратом, способным преодолевать препятствия. Изв. АН СССР. Техническая кибернетика. 1973. №5.
- [98] Охотимский Д.Е., Платонов А.К. Перцептивный робот, работающий в трехмерной среде // Труды IV-й Международной объединенной конференции по искусственному интеллекту. М.: ВИНТИ. 1975. Т. 9.
- [99] Куржанский А.Б. Управление и наблюдение в условиях неопределенности. М.: Наука, 1977.
- [100] Черноусько Ф.Л. Оптимальные гарантированные оценки определенностей с помощью эллипсоидов, I-III. // Изв. АН СР. Техническая кибернетика. 1980. №4-5.
- [101] Растринин Л.А. Современные принципы управления сложными объектами. М.: Сов. радио, 1980.
- [102] Поспелов Г.С. Системный анализ и искусственный интеллект // Сообщения по прикладной математике. М.: ВЦ АН СССР. 1980.
- [103] Белоусов Ю.А., Федосов Е.А. Основные проблемы применения БЦВМ для управления движущимися объектами // Вопросы кибернетики. Проблемы авиационной и космической кибернетики (Интегрированные системы активного управления) // ред. И.С. Уколова. М., 1981.
- Абдуллин Р.З., Анапольский Л.Ю. и др. Метод векторных функций Ляпунова в теории устойчивости / Под ред. А.А. Воронова, В.М. Матросова. М.: Наука, 1987.
- Васильев С.Н. Метод векторных функций Ляпунова в задачах быстрогодействия // Докл. АН СССР. 1986. Т. 287. №1.
- Васильев С.Н. К управляемости нелинейных систем при фазовых ограничениях и постоянно действующих возмущениях // Изв. АН СССР. Техническая кибернетика. 1993. №1.
- Федимонов Н.Б. Системы многоуровневого регулирования: концепция, принципы построения, проблемы синтеза // Изв. ВУЗов. Приборостроение. 1988. Т. 31. №2.
- Haarty S., Meyer G., Tomlin C., Lygeros J., Godbole D., Pappas G. Hybrid System in Air Traffic Control. IEEE Control and Decision Conference, 1995.
- Федосов Е.А. Критические технологии России. // Труды Всероссийской конференции Государственных научных центров РФ. М., 1995.
- Федосов В.Е. Проблемы разработки бортовых оперативно-управляющих систем для антропоцентрических объектов // Изв. РАН. Теория и системы управления. 1996. №5.
- Возвращено В.В. К проблеме управления катастрофами // ДАН. 1996. Т. 349. №6.
- Возвращено В.В. Управление дискретно-непрерывными моделями катастроф // ДАН. 1996. Т. 350. №1.
- Федосов В.Д. Устойчивость и стабилизация дискретных процессов. М.: Наука, 1982.
- Возвращено В.Г. Оптимальное управление дискретными системами. М.: Наука, 1973.
- Петелин М.Д. Исследования по теории автоматов и моделированию биологических систем. М.: Наука, 1969.
- Возвращено В.И. Коллективное поведение автоматов. М.: Наука, 1974.

- [117] Бухараев Р.Г. Основы теории вероятностных автоматов. Наука, 1985.
- [118] Пулатов А.К. Автоматные модели и их использование в системах управления. Ташкент: ФАН, 1984.
- [119] Ауэрбах И. Революция в теории информации и ее воздействие на автоматическое управление // Труды II Международного конгресса ИФАК. М.: Наука, 1965.
- [120] Прангишвили И.В. Распределенные микропроцессорные системы обработки данных и управления // Информатика, управление, вычислительная техника. М.: Машиностроение. 1987. Вып. 1.
- [121] Фельдбаум А.А. Новые принципы автоматического управления // Изв. ВУЗов СССР. Радиотехника. 1960. №3-4.
- [122] Айзерман М.А., Браверман Э.М., Розоноэр Л.И. Метод локальных функций в теории обучения машин. М.: Наука, 1970.
- [123] Saridis G.N., Hofstadter R.F. Pattern Recognition Approach to the Classification of Nonlinear Systems // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1974. SMC-21. №4.
- [124] Журавлев Ю.И. Об алгебраическом подходе к решению задачи распознавания или классификации // Проблемы кибернетики. 1978. Вып. 33.
- [125] Кудрявцев В.Б., Алешин С.В. Комбинаторно-логический подход к распознаванию образов // Интеллектуальные системы. 1996. Т. 1. Вып. 1-4.
- [126] Математический энциклопедический словарь. М.: Советский энциклопедия, 1988.
- [127] Russell S.J., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. Prentice-Hall, Inc. 1995.
- [128] McDermott J. R1: A Rule-Based Configurer of Computer Systems // Artificial Intelligence. 1982. Т. 19. №1.
- [129] Bryson A.E., Ho Y.-C. Applied Optimal Control. Blaisdell, New York, 1969.

- [130] Ожонин В.А. Адаптивные сети переработки информации. Красноярск: Изд-во ИФ СО АН СССР, 1986.
- [131] Величенко В.В. Технический интеллект // Интеллектуальные системы. 1996. 1. Вып. 1-4.
- [132] Handbook of Intelligent Control / D.A. White, D.A. Sofge (eds.). New York: Van Nostrand Reinhold, 1992.
- [133] Intelligent Control Systems: Theory and Applications / M.M. Gupta, N.K. Sinha (eds.). New York: IEEE Press, 1996.
- [134] Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука, 1996.
- [135] Handelman D.A., Stengel R.F. An Architecture for Real-Time Rule-Based // Proc. American Control Conference. 1987.
- [136] Пупков К.А. О некоторых новых задачах теории и техники интеллектуальных систем // Труды 3-го Международного симпозиума «Интеллектуальные системы» / Под ред. К.А. Пупкова. М.: ООО «ТБК», 1998.
- [137] Narendra K.S., Parthasarathy K. Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks // IEEE Transactions on Neural Networks. 1990. №1.
- [138] Narendra K.S. Neural Networks for Control: Theory and Practice // Proc. of the IEEE. 1996. V. 84. №10.
- [139] Hush H.F., Schemter D.B. Neural Networks for Control, Identification, and Diagnosis // Proc. World Space Congress. 1992.
- [140] Parthasarathy K., Bradtke S.J., Singh S.P. Real-Time Learning and Control Using Asynchronous Dynamic Programming. Technical Report 92-07-01-57. Univ. of Massachusetts. Amherst. MA. 1992.
- [141] Hush H.F., Jordan M.I. Gradient Following without Back-Propagation in Layered Networks // Proc. IEEE 1-st Annual Conference on Neural Networks. San Diego. 1987.
- [142] Hush H.F. Intelligent Fault Diagnosis and Control Reconfiguration // IEEE Control Systems Mag. 1994.

- [143] Sbarboro-Hofer D., Neumerkel D., Hunt K.J. Neurocontrol of Steel Rolling Mill // IEEE Control Systems Mag. V. 13. №3.
- [144] Staib W.E., Staib R.B. The Intelligent Arc FurnaceTM Control: A Neural Network Electrode Position Optimization System for Electric Arc Furnace // Proc. Internat. Joint Conference on Neural Networks. 1992.
- [145] Michalewicz Z. Genetic Algorithms + Data Structures = Evolutionary Programs. Berlin; Heidelberg: Springer-Verlag, 1994.
- [146] Иващенко А.Г. Техническая кибернетика. Киев: Гос. ин-т техн. лит. УССР, 1962.
- [147] Friedberg R.M. A Learning Machine: Part I // IBM Journal. 1959. №2.
- [148] Friedberg R., Dunham B., North T. A Learning Machine: Part II // IBM Journal of Research and Development. 1959. V. 3. №1.
- [149] Montana D.J., Davis L. Training Feedforward Neural Networks using Genetic Algorithms // Proc. Intern. Joint Conference on Artificial Intelligence. Los Altos: Morgan Kaufmann Publishers, 1989.
- [150] Lozano-Perez T., Wesley M.A. An Algorithm for Planning Collision-Free Paths among Polyhedral Obstacles // Communications of ACM. V. 22. 1979.
- [151] Kambhampati S.K., Davis L.S. Multi-resolution Path Planning for Mobile Robots // IEEE J. of Robotics and Automation. 1986. №2.
- [152] Jarvis R.A., Byrne J.C. Robot Navigation: Touching, Seeing, Knowing // Proc. 1st Australian Conference on Artificial Intelligence. 1986.
- [153] Khatib O. Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots // Intern. J. of Robotics Research. 1986. №3.
- [154] Gerdes I. Construction of Conflict-Free Routes for Air Traffic // Case of Free-Routing with Genetic Algorithms // Proc. U.S.A./Europe Air Traffic Management R&D Seminar. <http://atm-seminar-97.eurocontrol.fr/gerdes.htm>.

- [155] Alliot J.M., Bosc J.F., Durand N., Maugis L. An Experimental Study of ATM Capacity // Proc. 1-st U.S.A./Europe Air Traffic Management R&D Seminar. 1997. <http://atm-seminar-97.eurocontrol.fr/bosc.htm>.
- [156] Попейвода А.Н., Кутергин В.А. Об уровнях знаний и умений в экспертных системах // Экспертные системы: состояние и перспективы / Под ред. Д.А. Поспелова. М.: Наука, 1989.
- [157] Hollman R.E., Zadeh L.A. Decision-Making in a Fuzzy Environment // Management Science. 1970. №17.
- [158] Hollman R.E., Giertz M. On the Analytic Formalism of the Theory of Fuzzy Sets // Inf. Sci. 1973. 5.
- [159] Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к понятию приближенных решений // Математика. Новое в зарубежной науке / Под ред. А.Н. Колмогорова, С.П. Новиков. М.: Мир, 1976.
- [160] Попов Д.А. Предисл. к кн.: Экспертные системы: состояние и перспективы. М.: Наука, 1989.
- [161] Calbannier A., Kanoui H., Pasero R., Roussel P. Un Système de Communication Homme-Machine en Français // Rapport, Groupe d'Intelligence Artificielle, Université d'Aix-Marseille II. 1973.
- [162] Францек П. Predicate Logic as a Programming Language // Proc. IJFuzzy Congress. 1974.
- [163] Beach J.W., Sundararajan R., Watson L.T. Replacing Unification by Constraint Satisfaction to Improve Logic Program Expressiveness // J. Automated Reasoning. 1990. 6. №1.
- [164] Rubin W. Declarative Control Architecture // Communications of the ACM. 1991. 34. №8.
- [165] Rubin W. Parallel Inference Machine PIM // Fifth Generation Computer Systems. 1992. 1.
- [166] Робинсон Д.А. A Machine-Oriented Logic Based on the Resolution Calculus // JACM. 1965. 12. / русский перевод: Робинсон Д. Автоматизированная логика, основанная на методе разрешения // Киберн. 66. Нов. сер. Вып. 7. М.: Мир, 1970.

- [167] Маслов С.Ю. Обратный метод установления выводимости пренексных формул исчисления предикатов. // Докл. АН СССР. 1967. Т. 172. №1.
- [168] Маслов С.Ю. Обратный метод установления выводимости классическом исчислении предикатов // Докл. АН СССР. 1967. Т. 159. №1.
- [169] Gentzen G. Untersuchungen über das Logische Schliessen // *Mathematische Zeitschrift*. 39.
- [170] Jaskowski S. On the Rules of Suppositions in Formal Logic // *Studia Logica*. 1934. 1.
- [171] Шанин Н.А., Давыдов Г.В. и др. Алгоритм машинного поиска естественного логического вывода в исчислении высказываний. М.: Л.: Наука, 1965.
- [172] Wos L., Solving Open Questions with an Automated Theorem Proving Program // *Lecture Notes in Computer Science*. 1982. 138. / русский перевод: Л. Воз. Решение некоторых открытых проблем с помощью программы для автоматического доказательства теорем // *Киберн. сб. Нов. сер.* Вып. 21. М.: Мир, 1984.
- [173] Wos L., Veroff R. Logical Basis for the Automation of Reasoning Case Studies // *Handbook of Logic in Artificial Intelligence and Logic Programming* / D.M. Gabbay, C.J. Hogger, J.A. Robinson (eds.). Oxford: Clarendon Press, 1994. V. 2.
- [174] Fikes R., Nilsson N. STRIPS: A New Approach to the Application of Theorem Proving in Problem Solving // *Artificial Intelligence*. 1971. 2. / русский перевод: Интегральные роботы. Вып. 1. Мир, 1973.
- [175] Fikes R.E., Nilsson N.J. STRIPS, a Retrospective // *Artificial Intelligence*. 1993. 59. №1-2.
- [176] Bibel W. A Deductive Solution for Plan Generation // *New Generation Computing*. 1986. 4. №2.
- [177] Widrow B., Hoff M.E. Adaptive Switching Circuits // 1960 WESCON Convention Record. New York. 1960.

- Samuelsson C., Rayner M. Quantitative Evaluation of Explanation-Based Learning as an Optimization Tool for a Large-Scale Natural Language System // *Proc. 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 1991.
- Whitehead A.N. *An Introduction to Mathematics*. London: Williams and Northgate, 1911.
- Muggleton S. *Inductive Logic Programming*. New York: Academic Press, 1992.
- Fleeb P.A. Towards of Inductive Logic Programming // *Proc. BENELEARN-91. Depart. of Social Science Informatics. Univ. of Amsterdam*. 1991.
- Гавранек Т. Автоматическое образование гипотез: математические основы общей теории. М.: Наука, 1984.
- Mostowski A. On a Generalization of Quantifiers // *Fundamental Mathematics*. 1957. 44.
- Фонн Д.К. О машинно-ориентированной формализации правдоподобных рассуждений в стиле Ф. Бэкона - Д.С. Милля // *Семантика и информатика*. 1983. Вып. 20.
- Vasiliyev S.N. Machine Synthesis of Mathematical Theorems // *J. of Logic Programming*. 1990. 9. №2-3.
- Матросов И.М. Метод сравнения в динамике систем, I, II // *Информационные уравнения*. 1974. 10. №9. 11. 3.
- Матросов И.М., Васильев С.Н., Анапольский Л.Ю. Метод сравнения в автоматической теории систем. Новосибирск: Наука, 1981.
- Матросов С.Н. Метод сравнения в анализе систем, I-IV // *Дифференциальные уравнения*. 1981. Т. 17. №9, 11; 1981. Т. 18. №2; 1981. Т. 18. №6.
- Матросов И.М., Васильев С.Н., Карагуев В.Г., Козлов Р.И., Сулейманов Р.А., Наскин С.А. Алгоритмы вывода теорем метода доказательства функций Липунова. Новосибирск: Наука, 1981.
- Wos L. On Sentences which Are True on Direct Unions of Algebras // *J. of Symbolic Logic*. 1951. V. 16.

- [191] Мальцев А. И. Алгебраические системы. М.: Наука, 1970.
- [192] Vassilyev S. N., Sivasundaram S. Homomorphism of Automata Networks // Proc. 2nd IMACS Intern. Multiconference «Computational Engineering in Systems Applications» (CESA '98). 1998. V. 1. P. 1-4.
- [193] Васильев С. Н. Метод синтеза условий выводимости хорновских и некоторых других формул // Сибирский математический журнал. 1997. 38. №5.
- [194] Gentner D. Structure Mapping: A Theoretical Framework for Analogical Reasoning // Cognitive Science. 1983. 7.
- [195] Kolodner J. Case-Based Reasoning. Morgan Kaufmann. San Mateo. California. 1993.
- [196] Veloso M., Carbonell J. Derivational Analogy in PRODIGY: Automating Case Acquisition, Storage, and Utilization // Machine Learning. 1993. 10.
- [197] Riesbeck C. K., Schank R. C. Inside Case-Based Reasoning. Norwood. Erlbaum. 1989.
- [198] Huang Y., Miles R. Combining Case Based and Constraint Based Techniques in Travel Reservation Systems // Proc. 11th Conference on Artificial Intelligence for Applications. 1995.
- [199] Towhidnejad M., Garland D. Traffic Flow Manager Association. Proc. ICTAI'96, Workshop on Artificial Intelligence in Aeronautics and Space. 1996.
- [200] Kowalski R. Algorithm = Logic + Control // Communications of the Association for Computing Machinery. 1979. 22.
- [201] Белякова И. П. Объектно-ориентированный подход к проектированию распределенных систем управления. Ленинград: Издательство ЛИИ АН СССР. 1989.
- [202] Непейвода Н. Н. Логический подход как альтернатива сложному в математическом описании систем // Экспертные системы: состояние и перспективы. М.: Наука, 1989.
- [203] Хорошевский В. Ф., Шерстнев В. Ю. Программный инструментальный представления знаний в экспертных системах // Перспективные системы: состояние и перспективы. М.: Наука, 1989.

- [204] Clayton B. D. ART Programming Primer. Los Angeles: Inference Corp., 1984.
- [205] Brownston L. et al. Programming Expert System in OPS5: An Introduction to Rule-Based Programming. N.Y.: Addison-Wesley, 1985.
- [206] Lenat D. EURISKO: A Program, that Learns New Heuristics and Domain Concepts: The Nature of Heuristics. III: Program Design and Results // Artificial Intelligence. 1983. 21. №1-2.
- [207] Lenat D. B., Brown J. S. Why AM and EURISKO Appear to Work // Artificial Intelligence. 23. №3.
- [208] Kifer M., Wu J. A Logic for Object-Oriented Logic Programming // Proc. 8th ACM SIGACT-SIGMOD-SIGART Symposium on Principles of Database Systems. 1989.
- [209] Kifer M., Lausen G. A Higher Order Language for Reasoning about Objects, Inheritance and Scheme // Proc. of 1989 ACM SIGMOD Intern. Conference on Management of Data. 1990. V. 18. №2.
- [210] Kifer M., Lausen G., Wu J. Logical Foundations of Object-Oriented and Frame-Based Languages // Tech. Report 90/14. SUNY at Stony Brook. 1990.
- [211] Haydon A. A Survey of Logic Programming-Based Object Oriented Languages // Tech. Report 92/3. Univ. of Melbourne Parkville. 1992.
- [212] Ершов Ю. Л. Σ -определимость на допустимых множествах // Докл. АН СССР. 1985. 285. №1.
- [213] Савицкая С. С., Свириденко Д. И. Σ -программирование // Вып. 1. Исследования по теории автоматов, теории алгоритмов, теории распознавания образов. 1985. 107.
- [214] Савицкая С. С. Opening the Prolog III Universe. Byte. 1987. Autumn.
- [215] Lalla J., Lalla J.-L. Constraint Logic Programming // Proc. Conference on Principles of Programming Languages. 1987.
- [216] Васильев С. Н., Леонов В. В., Руденко В. М. Методы аналитического моделирования на ЭВМ в нелинейных задачах механики. М.: Наука. 1989.

- [217] Мукаидоно М. Нечеткий вывод резолюционного типа // Нечеткие множества и теория возможностей. Последние достижения / Под ред. Р. Ягера. М.: Радио и связь, 1986.
- [218] White D.A., Sofge D.A. Editors' Preface // Handbook of Intelligent Control. Neural, Fuzzy, and Adaptive Approaches / D.A. White, D.A. Sofge (eds.). New York: Van Nostrand Reinhold, 1992.
- [219] Åström K.J., McAvoy T.J. Intelligent Control: An Overview and Evaluation // Handbook of Intelligent Control. Neural, Fuzzy, and Adaptive Approaches / D.A. White, D.A. Sofge (eds.). New York: Van Nostrand Reinhold, 1992.
- [220] Werbos P., Marsh E., Baheti K., Burka M., Moraff H. Foreword // Handbook of Intelligent Control. Neural, Fuzzy, and Adaptive Approaches / D.A. White, D.A. Sofge (eds.). New York: Van Nostrand Reinhold, 1992.
- [221] White D., Bowers A., Iliff K., Noffz G., Gonda M., Mehrousef Flight, Propulsion and Thermal Control of Advanced Aircraft and Hypersonic Vehicles // Handbook of Intelligent Control. Neural, Fuzzy, and Adaptive Approaches / D.A. White, D.A. Sofge (eds.). New York: Van Nostrand Reinhold, 1992.
- [222] Saridis G.N. Intelligent Robotic Control // IEEE Transactions on Automatic Control. 1983. V. AC-28. №5.
- [223] Saridis G.N. Architectures for Intelligent Control // Intelligent Control Systems: Theory and Applications / M.M. Gupta, N.K. Sinha (eds.). The IEEE, Inc. New York. 1996.
- [224] Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т. Тэрано, К. Асаи М. Сугено. М.: Мир, 1993.
- [225] Driankov D., Hellendoorn H., Reifrank M. An Introduction to Fuzzy Control. Berlin; Heidelberg: Springer-Verlag, 1993.

Как измерить мысль?

В.В. Смолянинов, Т.А. Ракчеева

Телеологическая разработка концепции активности интеллектуальной деятельности человека была предпринята Аристотелем в противовес геологической концепции фатальности Платона. Современная разработка физиологического принципа активности предпринималась Н.А. Бернштейном в противовес рефлекторной теории И.П. Павлова. Только в контексте активной мыслимости возможна постановка вопроса об измерении мысли. Современные компьютерные средства позволяют поставить человека-испытуемого в условия последовательного решения какой-то целевой задачи и протоколировать поэтапный процесс принятия решения и тем самым проследить «траекторию» движения его мысли. Если при этом известна эталонная траектория в пространстве решений, например, оптимальная по какому-то критерию «простоты», то в этом случае имеется возможность проводить сравнение реального хода решения с эталонным и тем самым говорить об измерении мыслимости в процессе решения задачи. В работе обсуждаются проблемы измерения мыслимости деятельности на основе компьютеризированных психофизиологических тестов.

Ум в действии есть то, что он мыслит.
Аристотель

Введение

История развития любой науки показывает, что успехи ее непосредственно связаны с развитием инструментальных средств измерения. Такую же зависимость от измерительных возможностей ис-