

А. А. Жданов¹, д-р физ.-мат. наук, проф., гл. науч. сотр., aazhdanov@ipmce.ru,
Алексей А. Романов², д-р техн. наук, проф., зам. генерального директора по науке, romanov48@yandex.ru,
Александр А. Романов², д-р техн. наук, гл. науч. сотр., romulas@mail.ru,
С. С. Семенов¹, аспирант, semenovss@gmail.com,

¹Институт точной механики и вычислительной техники им. С. А. Лебедева РАН, Москва,
²АО "Российские космические системы", Москва

Применение метода автономного адаптивного управления для группы робототехнических устройств на примере модели кластера наноспутников

Представлена идея применения биологически инспирированного метода автономного адаптивного управления [1, 2] для распределенного управления группой объектов на модельном примере из области космонавтики.

Ключевые слова: распределенное управление, управление группой роботов, адаптивное управление, автономное адаптивное управление, группа спутников, наноспутники, зондирование ионосферы

Введение

В последнее время в теории управления все более актуальной становится задача управления группой робототехнических устройств. Разрабатывается направление "интеллект роя". Повышается автономность таких устройств, и строятся распределенные системы управления. Наиболее хорошо зарекомендовали себя подходы, основанные на подробной математической формализации объектов управления (ОУ). Однако их точность ограничена возможностями математики, которые не беспредельны, и часто ситуацию не спасают ни численные методы, ни мощные ЭВМ. Поэтому в последнее время начинают активно развиваться альтернативные подходы, в частности, биологически инспирированные (подсказанные анализом биологических объектов), в которых принцип управления основан не на аналитически выраженных математических моделях ОУ, а на эмпирической информации о процессе управления. Это позволяет дорогостоящее математическое моделирование заменить алгоритмами обучения с учителем или алгоритмами самообучения. При этом подходе может достигаться более высокое качество управления, поскольку система управления автоматически приспосабливается к реальным текущим свойствам ОУ, а ограничения обусловлены возможностями алгоритма самообучения и доступными ресурсами бортового вычислителя.

В данной работе представлены первые результаты исследования возможностей применения для группового управления одного из подобных биологически инспирированных методов, а именно

метода автономного адаптивного управления (ААУ) [1]. В качестве примера группового объекта управления взята актуальная задача из области космонавтики — управление группой наноспутников, осуществляющих сканирование ионосферы Земли.

Задача томографии ионосферы

В начале 2000 г. DARPA объявила конкурс на создание программы университетских наноспутников различного целевого назначения. При этом главная задача состояла в том, чтобы предложить принципиально новый механизм создания в короткие сроки дешевых малоразмерных космических аппаратов (КА) из коммерчески доступных элементов силами студентов и аспирантов. В рамках этой программы был предложен стандарт пико- и наноспутников, названный CubeSat. На базе наноспутников развивается множество проектов, направленных на решение разнообразных геофизических задач — CubeSTAR, Firebird, RAX, QuakeSat, KestrelEye, MISC-1, SMDC и др.

В 2005 г. был запущен первый в России космический аппарат нанокласса ТНС-0, разработанный в ОАО "Российские космические системы", предназначенный для отработки принципиально новой концепции управления КА. В настоящее время на предприятии разработано целое семейство космических платформ нанокласса для решения спектра различных задач: дистанционного зондирования (ТНС-1), геофизического мониторинга ионосферы, автоматической идентификационной системы судов (АИС) ТНС-0 № 2 и др.

Одним из возможных применений кластера малоразмерных КА является задача радиопросвечивания ионосферы для восстановления в реальном масштабе времени распределения электронной концентрации во всей плоскости вращения КА. Известно, что ионосфера является индикатором процессов, происходящих на Земле. Традиционно задача спутникового исследования ионосферы базируется на методах трансionoсферной спутниковой томографии, включающей регистрацию на поверхности Земли прошедшего через ионосферу когерентного излучения 150...400 МГц, источником которого служат навигационные спутниковые системы 1-го поколения [3]. Использование наземных станций создает ряд проблем, однако их можно обойти, перенеся в космос приемную и записывающую аппаратуру, дающую глобальное распределение электронной концентрации ионосферы по орбите КА.

Предварительное численное моделирование, результаты которого приведены в работе [4], показало, что расчет (реконструкция) вертикального распределения электронной концентрации ионосферы при использовании схемы зондирования типа "спутник — спутник" с учетом наличия в исследуемой плоскости 36 КА может быть выполнен без использования любой априорной информации за 15 мин и с точностью не менее 10 %.

Стоимость КА сверхмалого класса существенно ниже затрат на традиционные КА. Тем не менее, необходимо предложить такую конфигурацию орбитальной группировки мониторинга ионосферы, которая при минимальном числе КА обеспечила бы требуемый уровень ошибок реконструкции. В работе [5] показано, что можно существенно сократить число КА при условии формирования кластера с фиксированными позициями КА в нем, а также введения определенных ограничений на исследуемую область в ионосфере Земли.

Для рассматриваемых вариантов необходимо подобрать такое взаимное расположение приемников и передатчиков, при котором будет достигаться наименьшая ошибка реконструкции для рассматриваемого диапазона высот (рис. 1).

Реконструкция ионосферы с использованием начального приближения для кластера из пяти КА с 5 %-ной ошибкой позиционирования (а с учетом наложенных неоднородностей ошибка достигает

10 %) показала среднюю ошибку результата 6 % и максимальную 20 %. Неоднородности хорошо различимы на реконструкции. В случае использования начального приближения с 30 %-ным несоответствием средняя ошибка составила 11 %, максимальная ошибка осталась на прежнем уровне.

Целесообразно использовать четыре или пять малоразмерных КА в качестве базовых элементов кластера космической группировки перспективной системы мониторинга ионосферы. Оптимальные углы расстановки приемных и передающих КА в орбитальной плоскости несколько различаются в зависимости от числа КА в кластере. Для кластера из пяти КА они составили — передающие: 0, 1,5, 2,5; принимающие: 48, 53,5, для четырех КА — передающие: 0, 3,5; принимающие: 45,5, 52,5, соответственно.

Для осуществления данного космического эксперимента необходимо решить, в частности, две проблемы: создать кластер КА на околоземной орбите (т. е. развести спутники в соответствующие точки после запуска одним ракетоносителем), а затем обеспечить постоянство взаиморасположения спутников в кластере, что требует построения системы автоматического группового управления. Несмотря на то, что в настоящий момент не существует еще ни доступных групп наноспутников, ни активных приводов для самих наноспутников, ни эффективных систем связи между наноспутниками, наличие которых необходимо для группового управления, мы взяли этот пример, потому что время появления указанных отсутствующих компонентов быстро приближается, и, тем самым, задача построения системы группового управления, хотя и ориентирована на будущее, но имеет быстро возрастающую актуальность. По указанным причинам значения параметров спутников и их орбит в модели процесса управления взяты условно и не играют здесь существенной роли для объяснения принципа управления.

Адаптивное управление группой наноспутников

В данной работе мы делаем попытку подойти к проблеме управления группой наноспутников не с традиционной, но с новой для данной области точки зрения, а именно — с биологически инспирированной. Можно видеть, как в природе группы живых организмов весьма согласованно взаимодействуют при решении различных общих задач. Их распределенные системы управления представляют собой совокупность индивидуальных управляющих систем (УС), которые научились выполнять свои локальные задачи в группе посредством обучения и самообучения, пользуясь наблюдаемой локальной информацией. Такие природные распределенные системы управления обладают рядом свойств, которые пока мало воспроизводимы в технических системах, а именно: гибкостью, т. е. способностью перестраиваться при изменении условий; способностью к построению иерархичного много-

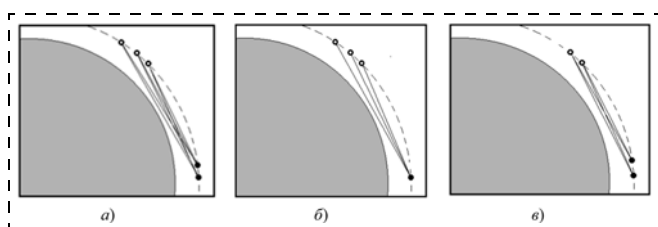


Рис. 1. Принципиальная схема расположения космических аппаратов (КА) на орбите Земли при разном числе КА—приемников и КА—передатчиков в кластере: а — 2:3, б — 1:3, в — 2:2

уровневого управления в группе; взаимозаменяемостью, т. е. возможностью смены ролей в группе при выходе из строя того или иного индивида; универсальностью — способностью решать различные задачи, требующие разных тактик и стратегий, и другими свойствами. Традиционные подходы к построению систем управления требуют возможно более точной математической формализации свойств ОУ и, соответственно, выведенных отсюда законов управления. Часто такого рода формализация крайне затруднена, если свойства ОУ сложны, ОУ гетерогенны или их свойства изменяются со временем. Примененный нами метод ААУ ориентирован именно на такого рода ОУ, так как адаптируется к реальным текущим свойствам ОУ и среды.

Система автономного адаптивного управления

С математической точки зрения все современные системы управления описываются отображением $вход(t) \rightarrow выход(t+1)$, где "вход" — это текущие значения наблюдаемых в момент t параметров, а "выход" — это управляющее воздействие, которое системе управления следует совершить в момент $t+1$. Отображение описывается некоторой функцией, заранее заданной и, возможно, оптимизированной под ожидаемые условия работы УС. В механике такой зависимостью описывается всякое механическое или любое иное звено в механизме. С биологической точки зрения такое отображение соответствует понятию рефлекса: $стимул(t) \rightarrow реакция(t+1)$, где "стимул" — это некоторое воздействие на организм, а "реакция" — это то, как этот организм должен реагировать на стимул, причем слово "должен" требует объяснения. Подразумевается, что в нервных системах, в отличие от механики, механизмом трансформации воздействия являются не механические звенья, а рефлекторная дуга. Формально такая зависимость описывается следующим образом:

$$\{O_i(t)\} \rightarrow \{D_j(t+1)\}, \quad (1)$$

где $\{O_i(t)\}$ — множество распознаваемых системой распознавания состояний ОУ, а $\{D_j(t+1)\}$ — множество предписанных заданным отображением " \rightarrow " управляющих воздействий. Вопрос: кто именно предписал конкретно это отображение, почему и зачем? В природе рефлекс наблюдается только в следующих случаях — это либо некая элементарная, оптимизировавшаяся реакция организма на бесконечно много раз повторявшееся воздействие (отдергивание руки при ожоге), либо это реакция, которую кто-то хочет привить этому организму из каких-либо своих целей (тренировка животного или раба). Со времен Сеченова, сводившего всю интеллектуальную деятельность к совокупности рефлексов вида (1), многие специалисты признали несостоятельность этой формулы для описания интеллектуального управления. Нами для построения интеллектуальных биологически инспирирован-

ных автономных систем управления предлагается (как альтернатива (1)) следующая формула:

$$\{\{O_i(t)\} \& D_j(t+1)\} \rightarrow \{O_k(t+2)\} \rightarrow \{Z_k(t+3)\}. \quad (2)$$

Здесь $\{O_i(t)\}$ — это множество образов текущего состояния, которые умеет распознавать система распознавания УС. Некоторые из этих образов могут быть распознаны в текущий момент;

$D_j(t+1)$ — это одно из действий (из их доступного УС множества), которое может совершить УС при данных распознанных образах;

$\{O_k(t+2)\}$ — это образы результатов, которые будут получены, если УС выберет и совершит действие $D_j(t+1)$, а уверенность в том, что именно эти результаты будут получены, основана на эмпирическом опыте, либо других знаниях, хранящихся в памяти УС;

$\{Z_k(t+3)\}$ — это совокупность эмоциональных (качественных) оценок, которые будут получены как следствие распознавания образов $\{O_k(t+2)\}$, что также основано на опыте или на других знаниях.

Смысл выражения (2), коротко говоря, состоит в том, что, распознав текущую ситуацию в виде множества образов $\{O_i(t)\}$, УС обращается к своей памяти (базе знаний), находит там список возможных в этой ситуации действий $D_j(t+1)$ и их следствий и выбирает для исполнения то из них, которое приведет к результирующей ситуации $\{O_k(t+2)\}$ с максимальными из возможных здесь эмоциональными оценками $\{Z_k(t+3)\}$. Это действие и выбирается УС для совершения.

Одна запись вида (2) в памяти УС есть *элементарное знание*, а их совокупность составляет *базу знаний* (БЗ). Можно утверждать, что формула (2) описывает не рефлекс, а выражает возможность свободного выбора УС наилучшего для нее действия, зависящего от: а) ее знаний, полученных в предыстории вплоть до последнего момента; б) текущих возможностей системы распознавания и совокупности образов, которые она умеет распознавать; в) имеющегося репертуара действий; г) качества текущего состояния, влияющего на тщательность выбора действия (здесь не описано), и некоторых других факторов. Если формула рефлекса (1) есть формула дрессировки, то (2) есть формула свободного и интеллектуального принятия решений (управления) на основе знаний и в соответствии с законами естественного права на выживание.

Принятие решений по формуле (2) не рефлекторно, не реактивно, а активно — УС всегда ищет способ перевести ОУ в лучшее состояние, а текущие условия лишь ограничивают принятие решений. Поэтому поведение УС, согласно идее ААУ, активно. Более того, УС необходимо также предпринимать активные действия, направленные на поиск новых знаний, так как, чем больше знаний в БЗ, тем больше вероятность выживания и улучшения состояния ОУ.

Из сказанного следует, что УС, использующая метод ААУ (как и любой живой организм), должна

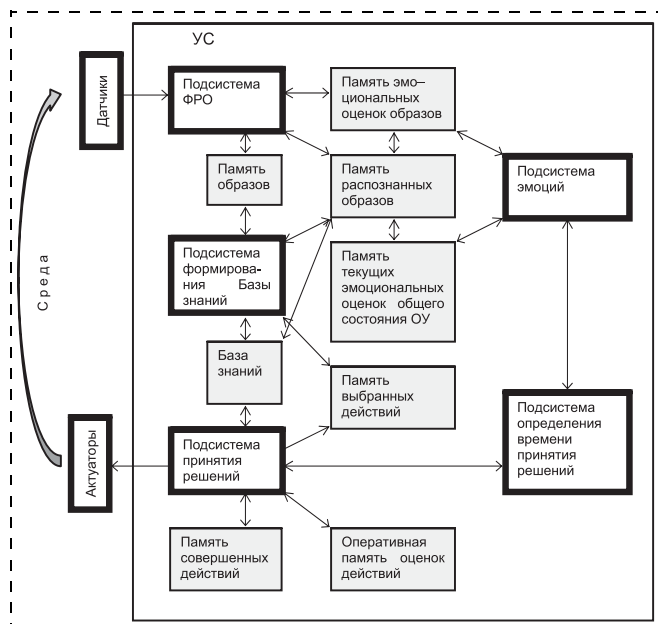


Рис. 2. Схема системы "Автономного адаптивного управления" (AAU)

иметь две противоречивых целевых функции: 1) *гносеологическую* — направленную на поиск знаний о свойствах мира, и 2) *оптимизационную* — направленную на максимизацию своей текущей общей эмоциональной оценки.

Описанный алгоритм реализуется УС, имеющей структуру, показанную на рис. 2 (подробное описание см., например, в работах [1, 2]).

Подсистема *формирования и распознавания образов* (ФРО) — это самообучаемая система распознавания. Она в фоновом режиме формирует новые образы O_i , сохраняя их описания в *памяти образов*, а в реальном времени распознает образы во входной информации от датчиков. Подсистема *формирования базы знаний* в фоновом режиме отыскивает в предыстории закономерности вида (2) — *элементарные знания* — и сохраняет найденные закономерности в *базе знаний* (БЗ) в определенных информационном структурах.

Подсистема эмоций формирует *эмоциональные оценки* Z_i для сформированных образов O_i и сохраняет их в своей памяти. *Подсистема принятия решений* выбирает действия D_j для совершения на очередном такте. Выбор осуществляется исходя из указанных двух целевых функций, причем выбор оптимального для выживания ОУ решения опирается на имеющиеся в БЗ знания, а для удовлетворения поисковой целевой функции при выборе действия должна использоваться определенная случайная компонента.

Подсистема определения времени принятия решений определяет глубину просмотра БЗ при выборе действия в зависимости от качества текущей ситуации и скорости ее изменения. Остальные блоки в системе AAU являются блоками памяти для указанных подсистем.

Все подсистемы системы AAU могут быть самообучаемыми, и их можно реализовать на основе различных методов анализа данных. Если в конкретных прикладных случаях есть возможность, то отдельные подсистемы делаются детерминированными, но в целом система AAU остается адаптивной, если самообучаемой остается хотя бы одна из ее подсистем.

Наиболее адекватен методу AAU нейроподобный способ построения системы с помощью специальных самообучаемых моделей нейронов [2]. Надо понимать, что любая самообучаемая система распознавания требует наличия априорной информации — словаря признаков, алфавита классов или правил формирования образов и т. п. При этом самообучение происходит только в пределах, определенных такой априорной информацией. Априорная информация задается либо разработчиком, либо находится путем применения методов поисковой оптимизации. В природе априорная информация находится в процессе длительного эволюционного отбора при формировании биологических видов. Систему AAU тоже можно строить либо на основе имеющейся у разработчика априорной информации, локализуя поисковое пространство и сводя его к минимуму, либо применять подходящие методы поисковой оптимизации (например, генетические алгоритмы [6]) для определения оптимальных значений многочисленных параметров системы AAU.

Распределенная адаптивная система управления для группы наноспутников

Задачей системы автоматического управления группой наноспутников является поддержание заданной пространственной конфигурации группы в процессе ее движения по заданной орбите. Для каждого отдельного спутника строим отдельную систему AAU (рис. 2), реализующую формулу (2). УС на основе AAU должна научиться поддерживать заданное положение своего спутника относительно спутника, являющегося ведущим для него.

Подсистема ФРО должна отвечать принципу наблюдаемости, т. е. поставлять эффективную для управления наблюдательную информацию. Положение спутника удобнее всего рассматривать в орбитальной системе координат (СК) RNB (рис. 3)

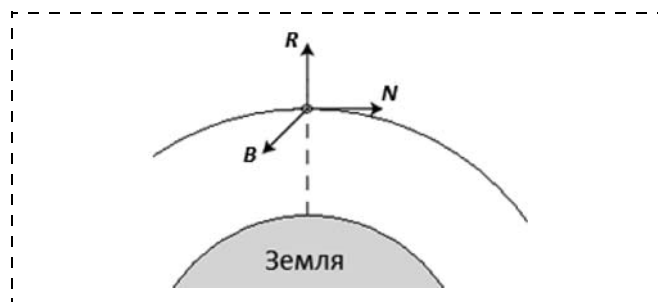


Рис. 3. Орбитальная система координат (RNB)

с осями R (радиальной), N (нормалью) и B (бинормалью). Отклонения по оси B считаем малыми для характерного времени жизни системы и здесь пренебрегаем ими.

Время t в системе дискретно и эквидистантно. Подсистему ФРО строим как геометрическую систему распознавания без обучения. Для априорного описания образов (классов) $O_i(t)$ организуем признаковое пространство по осям R и N с границами $[r(t)_{\min}, r(t)_{\max}]$ и $[n(t)_{\min}, n(t)_{\max}]$, разбиваем его на некоторое множество покрывающих его и пронумерованных индексом i непересекающихся областей. Если спутник в момент t попадает в область i , то говорим, что в момент t распознан образ $O_i(t)$, отмечая это событие как $O_i(t) = 1$. Если образ O_i в момент t не распознан, то пишем $O_i(t) = 0$.

Образы результатов $\{O_k\}$ в общем случае могут быть из того же множества, что и образы исходных состояний $\{O_k\} \subseteq \{O_i\}$, либо быть некоторыми их комбинациями, так как результат обычно бывает менее конкретен, чем исходное состояние. Например, опишем образы результатов O_k также в стиле геометрических систем распознавания как семь расширяющихся прямоугольных концентрических кластеров с общим центром, соответствующим целевой точке в пространстве (R, N) . Каждому образу результата присваивается качественная оценка от 1 до 7 в порядке улучшения качества результирующего состояния, максимальная оценка 7 присваивается целевому состоянию ОУ.

Аппарат эмоций (АЭ) является важнейшей подсистемой в системе ААУ. Его функции: 1) определять качественные (эмоциональные) оценки Z_i для всех сформированных образов O_i и сохранять их в своей памяти как атрибуты образов. Эти оценки могут быть заданы априори либо находиться автоматически методами корреляционного (или т. п.) анализа; 2) оценивать суммарную эмоциональную оценку $S(t)$ текущего состояния ОУ и ее производную; 3) задавать непосредственную цель принятия решений — добиваться максимальной из возможных в данной ситуации оценки $S(t)$ в актуальном будущем. Таким образом, АЭ играет критериальную и целезадающую роль. От того, какими оценками снабжены образы, зависит принятие решений УС (как и в реальной жизни, основным способом управления субъектами является формирование у них качественных оценок образам, нужных управляющему субъекту). Образам из множества $\{O_k\}$, соответствующим целевому состоянию, задаются максимальные эмоциональные оценки, к ним УС и будет стремиться направлять ОУ. От правильности оценок всех (не только целевых) образов во многом зависит качество управления УС ААУ.

Актуаторами нашего ОУ пусть являются гипотетические двигатели, способные в моменты t придавать наноспутнику импульсы заданного дискретного значения в заданном направлении (в описываемом в статье примере использовались пять возможных значений по каждой из осей R и N , всего 25 вари-

антов) с вектором тяги, проходящим через центр масс (на момент написания статьи такие двигатели практически еще отсутствуют). Перенумеруем индексом j все возможные варианты таких импульсов и будем называть их действиями D_j . Напомним, что при увеличении скорости КА он переходит на более высокую орбиту, а при уменьшении — на более низкую. Поэтому, например, для простого сокращения дистанции между ведущим и ведомым спутниками, летящими по одной орбите, нужно совершить нетривиальный маневр.

Базу знаний строим в самом простом виде — в виде таблицы (рис. 4). Столбцы таблицы БЗ соответствуют номерам i образов исходного состояния O_i , строки — номерам j действий D_j . В клетку (i, j) таблицы записываем результат действия в виде: а) номеров k образов результатов O_k вместе с вероятностями их наблюдения и их эмоциональными оценками Z_k ; либо б) номера одного образа результата, если он как-то представляет все множество результатов (например, центр кластера) и его оценки; либо в) только эмоциональной оценки Z_k образа результата, если это устраивает разработчиков УС. Берем последний вариант в силу его простоты и достаточности в данном случае.

Заполнение БЗ эмпирическими данными происходит в процессе управления по архивным данным. Самым коротким архивом может служить буфер данных по трем последним тактам (здесь оценку результата мы смотрим на том же такте t , что и сам результат). В этом случае формула (2) понимается как формула, где все данные касаются прошедшего времени, включая текущий момент t :

$$(\{O_i(t-2)\} \& D_j(t-1)) \rightarrow \{O_k(t)\} \rightarrow \{Z_k(t)\}. \quad (3)$$

Такая запись может считаться элементарным эмпирическим знанием только в случае, если она наблюдалась в предыстории не менее, чем M раз, где число M — статистический показатель надежности знаний — задается вручную заранее и выбирается из рациональных соображений и с учетом допустимой вероятности ложной тревоги. В случае построения БЗ из нейронов, предложенных в теории

		Номер i образа исходного состояния $O_i(t)$					
		1	2	...	i	...	N
Номер j действия $D_j(t-1)$	1			
	2			

	j				$Z_{ij}(t+2)$...

	k			

Рис. 4. База знаний системы ААУ в виде прямоугольной таблицы

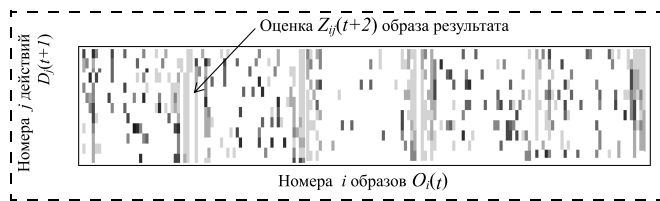


Рис. 5. Графическое отображение частично заполненной базы знаний

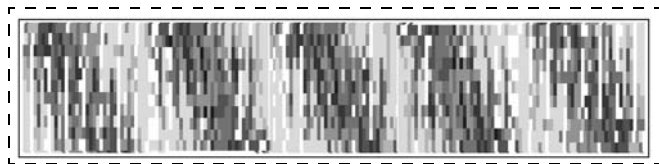


Рис. 6. Графическое отображение полностью заполненной базы знаний

ААУ, константа M является порогом обучаемости нейрона. На практике в нашем случае достаточно задать значение M как число от 5 до 10. Чем больше M , тем дольше обучается УС, но тем надежнее ее знания в смысле прогноза. При обучении УС не важно, каким способом выбирались действия D_j , это может быть случайный или целенаправленный выбор. Найденные закономерности вида (3) записываются в БЗ и могут использоваться ею для обоснованного прогнозирования при принятии решений. На рис. 5, 6 показаны скриншоты графического отображения табличной БЗ при двух стадиях ее заполнения, где более темным цветом показаны образы результатов с более высокими качественными оценками. Незаполненные ячейки БЗ — белые.

Принятие решений системой ААУ основано на прогнозировании, которое достигается экстраполяцией закономерности (3) на будущее, т. е. при распознавании УС ситуации $\{O_i(t)\}$ в БЗ находятся и отделяются все записи вида (2), соответствующие распознанному исходному образу O_i , и предъявляются блоку *принятия решений*, но со сдвинутыми в будущее моментами времени, т. е. в виде

$$(\{O_i(t)\} \& D_j(t+1)) \rightarrow \{O_k(t+2)\} \rightarrow \{Z_k(t+2)\}. \quad (4)$$

Блок принятия решений выбирает то действие $D_j(t+1)$, которое обещает результат с самой высокой из всего отдаленного набора суммарной оценкой результата $\{Z_k(t+2)\}$, что и соответствует цели максимизации суммарной эмоциональной оценки будущего состояния ОУ, повышая вероятность выживания ОУ. Если в БЗ не нашлось записей для текущей ситуации, то действие выбирается, например, случайно. Если нашлись несколько записей с равноценным результатом, то выбирается одно из них. Актуатору сообщается номер j выбранного действия, и оно реализуется. Если фактический результат статистически перестает совпадать с прогнозируемым, то запись в БЗ изменяется. Проблему комбинаторного взрыва можно решать, оптимизируя поисковые пространства множества образов и БЗ, например, с помощью генетических алгорит-

мов [6], а также применяя приемы нечеткой логики для построения в стиле метода ААУ образов и знаний [7].

Адаптивность управления состоит в автоматическом заполнении БЗ реальными статистическими закономерностями вида (2), даже если все остальные подсистемы не являются самообучаемыми. При необходимости самообучаемыми могут быть все подсистемы УС ААУ.

На рис. 7 показано графическое отображение демонстрационного окна программной модели. Справа условно изображен главный ведущий спутник, задающий движение по орбите для всей группы. За ним по той же орбите и с заданными дистанциями должны лететь ведомые спутники (в данном примере — два спутника). Вокруг ведомых спутников обозначены границы, внутри которых управление осуществляется с помощью их систем ААУ. За пределами этих границ управление осуществляется более грубыми детерминированными системами управления. Цель системы ААУ каждого ведомого спутника — научиться удерживать свой спутник в заданном положении относительно положения своего ведущего.

В процессе движения положение спутника относительно его ведомого спутника изменяется, во-первых, под действием естественных возмущающих факторов, а во-вторых, из-за управляющих воздействий двигателей, которые, по условиям нашей задачи, нельзя рассчитать очень точно и так, чтобы одно воздействие надолго удерживало спутник в заданном положении.

Для того чтобы показать процесс адаптации систем ААУ, нужно показать, как со временем уменьшаются флуктуации положений спутников вокруг заданных положений. Для этого следует измерять количественно качество управления Q спутником. Например, для оценки (в %) качества управления по оси R на временном окне с полушириной M мы использовали формулу

$$Q(t) = \left(1 - \left(\sum_{k=-M}^M |r(t - k\Delta t) - r_0(t - k\Delta t)| \right) / ((2M + 1)(r_{\max} - r_{\min})) \right) \cdot 100.$$

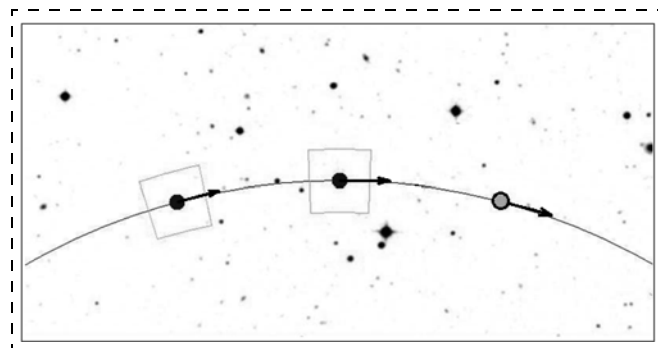


Рис. 7. Скриншот программного прототипа

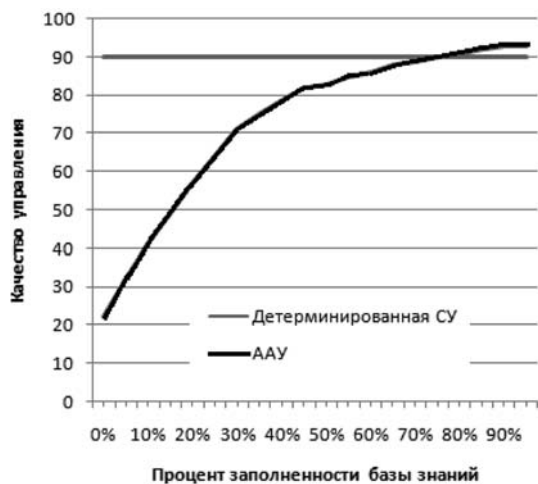


Рис. 8. Временной график качества управления спутниками в группе с помощью системы ААУ (черная линия) и детерминированной системой управления (серая линия). Для системы ААУ со временем растет количество накопленных в БЗ знаний

Чем меньше спутник отклоняется от своего целевого положения, тем выше значение оценки $Q(t)$ качества управления. Зависимость этого качества управления отдельным спутником от времени показана на рис. 8. Аналогично можно конструировать оценки качества управления и по другим осям и критериям, а также интегральные оценки.

Таким образом, показано, что системы ААУ отдельных робототехнических устройств, способные самообучаться поддержанию локального порядка в группе, могут в совокупности обеспечивать заданный глобальный порядок в группе. Очевидно, что на настоящем этапе трудно и преждевременно сравнивать конечные результаты предлагаемой инновационной системы управления с технико-экономическими показателями хорошо отлаженных

традиционных систем, да и практически действующих групп наноспутников, как и активных двигателей для наноспутников, в стране сегодня еще не существует. За рамками представляемых результатов НИР остались и такие вопросы, как выбор оптимальных характеристик маневров, выбор оптимальной целевой функции управления и многие другие, которые должны быть решены уже при выполнении соответствующих НИОКР специалистами, заинтересовавшимися достоинствами представленного подхода.

Список литературы

1. Жданов А. А. Автономный искусственный интеллект. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний. 2008 г.
2. Жданов А. А. Метод автономного адаптивного управления // Известия Академии Наук. Теория и системы управления, 1999, № 5, с. 127–134.
3. Пулинец С. А., Романов А. А., Урличич Ю. М., Романов А. А., Дода Л. Н., Узунов Д. Первые результаты пилотного проекта по комплексному диагностированию предвестников землетрясений на Сахалине // Геомагнетизм и Аэрономия. 2009. Т. 49, № 1. С. 123–132.
4. Романов А. А., Трусов С. В., Новиков А. В., Аджалова А. А., Романов А. А., Селин В. А. Восстановление двумерного распределения электронной концентрации ионосферы в плоскости орбиты низкоорбитальных ИСЗ на основе анализа характеристик когерентного излучения // Вопросы электромеханики, 2009. Т. 111, № 4. С. 37–42.
5. Романов А. А., Романов А. А., Урличич Ю. М. Томографические исследования ионосферы Земли с использованием кластеров малоразмерных космических аппаратов // Сб. трудов Междунар. науч. конф. Средиземноморского института прикладных наук, Московского физико-технического института, Института физико-технической информатики. Институт физико-технической информатики, 2011. С. 47–58.
6. Жданов А. А., Земских Л. В., Беляев Б. Б. Система стабилизации углового движения космического аппарата на основе нейроноподобной системы автономного адаптивного управления // Космические исследования. 2004. Т. 42, № 3. С. 1–15.
7. Караваев М. В., Жданов А. А. Построение нечетких контроллеров на основе метода автономного адаптивного управления // Сб. научн. тр. Всеросс. научн.-техн. конф. "Нейроинформатика-2006". 2006. С. 31–37.

Method of Autonomous Adaptive Control Application for Group of Robots on Example of Nano-Satellite Cluster Model

A. A. Zhdanov¹, aazhdanov@ipmce.ru✉, A. A. Romanov², romanov48@yandex.ru,

A. A. Romanov², romulas@mail.ru, S. S. Semenov¹, semenovss@gmail.com,

¹ JSC "Lebedev Institute of Precision Mechanics and Computer Engineering Russian Academy of Sciences", Moscow, 119991, Russian Federation,

² JSC "Russian Space Systems", Moscow, 111250, Russian Federation

Corresponding author: Zhdanov Aleksandr A., D.Sc. Professor, Chief Researcher, JSC "Lebedev Institute of Precision Mechanics and Computer Engineering Russian Academy of Sciences", Moscow, 119991, Russian Federation, e-mail: aazhdanov@ipmce.ru

Received on August 24, 2015

Accepted on September 03, 2015

The paper presents first results of application of Autonomous Adaptive Control (AAC) method [4, 10] for adaptive control of group of robots on example of model of nano-satellite cluster. The AAC method is the biologically-inspired method, considerate to authors conceptual model of nervous system. From technical viewpoint the AAC system is self-learning recognition-control system, which has two goal functions: gnoseological one with goal of search and accumulation of knowledge and optimization one with goal of perform the optimal control of given controlled object. The AAC system contains subsystems: pattern formation and recognition, knowledge base, decision making, emotion modeling and some other subsystems. The AAC system

provides self-learning and control in one process. The AAC system works on base of empirical knowledge and does not use of mathematical models of controlled object. In case of robot group the AAC system is uses as individual control system of each robot. Each individual robot learns to keep local order in the group. The global order is the result of sum of local orders. As example we have used a model of cluster of nano-satellites in experiment of monitoring of ionosphere of Earth. In the space mission the group of nano-satellites has to keep global order in the space. In our approach individual AAC systems self-learn to keep local orders in the cluster. As result we can see obtaining of global order in the cluster. The AAC system gives more cheap approach to high quality control than other methods regards to its adaptive properties.

Keywords: distributed control, control of robots group, adaptive control, autonomous adaptive control, satellite cluster, nano-satellites, ionosphere monitoring

For citation:

Zhdanov A. A., Romanov A. A., Romanov A. A., Semenov S. S. Method of Autonomous Adaptive Control application for Group of Robots on Example of Nano-Satellite Cluster Model, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2016, vol. 17, no. 1, pp. 11–18.

DOI: 10.17587/mau/17.11-18

References

1. Zhdanov A. A. *Avtonomniy iskusstvenniy intellect* (Autonomy artificial intelligence), Moscow, BINOM. Laboratoriya znaniy, 2008 (in Russian).
2. Zhdanov A. A. *Metod avtonomnogo adaptivnogo upravleniya* (Method of Autonomous Adaptive Control), *Izvestiya Akademii Nauk. Teoriya i Sistemy Upravleniya*, 1999, no. 5, pp. 127–134 (in Russian).
3. Pulinets S. A., Romanov A. A., Urlichich Ju. M., Romanov A. A., Doda L. N., Ouzounov D. *Pervye rezul'taty pilotnogo proekta po kompleksnomu diagnostirovaniyu predvestnikov zemletrjasenij na Sahaline* (The first results of the pilot project on complex diagnosing earthquake precursors on Sakhalin), *Geomagnetizm i Ajeronomiya*, 2009, vol. 49, no. 1, pp. 123–132 (in Russian).
4. Romanov A. A., Trusov S. V., Novikov A. V., Adzhalova A. A., Romanov A. A., Selin V. A. *Vosstanovlenie dvumernogo raspredeleniya*

jelektronnoj koncentracii ionosfery v ploskosti orbity nizkoorbital'nyh ISZ na osnove analiza harakteristik kogerentnogo izluchenija (Reconstruction of the 2D distribution of the ionosphere electron concentration in orbit plane of LEO satellites on the basis of coherent signals characteristics analysis), *Voprosy Jeletromehaniki*, 2009, vol. 111, no. 4, pp. 37–42 (in Russian).

5. Romanov A. A., Romanov A. A., Urlichich Ju. M. *Tomograficheskie issledovaniya ionosfery Zemli s ispol'zovaniem klasterov malorazmernih kosmicheskikh apparatov* (Earth ionosphere tomography using small satellites clusters), *Sbornik trudov Mezhdunarodnoj nauchnoj konferencii Sredizemnomorskogo instituta prikladnyh nauk, Moskovskogo fiziko-tehnicheskogo instituta, Instituta fiziko-tehnicheskoy informatiki. Institut fiziko-tehnicheskoy informatiki*, 2011, pp. 47–58 (in Russian).

6. Zhdanov A. A., Zemskikh L. V., Belyaev B. B. *Sistema stabilizatsii uglovogo dvizheniya kosmicheskogo apparata na osnove neyronopodobnoy sistemi avtonomnogo adaptivnogo upravleniya* (System of Stabilization of angular motion of space craft on base of neuron-like Autonomous Adaptive Control system), *Kosmicheskie Issledovaniya*, 2004, vol. 42, no. 3, pp. 1–15 (in Russian).

7. Karavaev M. V., Zhdanov A. A. *Postroyeniye nechetkih kontrollerov na osnove metoda avtonomnogo adaptivnogo upravleniya* (Fuzzy controllers on base of the method of Autonomous Adaptive Control), *Trudi Vserossiyskoy Nauchno-Tehnicheskoy Konferencii Neiroinformatika-2006*, Moscow, 2006, МЭPhI, pp. 31–37 (in Russian).

УДК 681.5

DOI: 10.17587/mau.17.18-25

С. М. Власов¹, аспирант, vlasov.serge.m@gmail.com,

О. И. Борисов¹, аспирант, borisov@corp.ifmo.ru, В. С. Громов¹, аспирант, gromov@corp.ifmo.ru,

А. А. Пыркин¹, канд. техн. наук, вед. науч. сотр., доц., a.pyrkin@gmail.com,

А. А. Бобцов^{1, 2}, д-р техн. наук, декан, зав. кафедрой, проф., bobtsov@mail.ru,

¹Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики, г. Санкт-Петербург,

²Институт проблем машиностроения, г. Санкт-Петербург

Алгоритмы адаптивного и робастного управления по выходу роботизированным макетом надводного судна*

Предлагаются два регулятора на основе метода последовательного компенсатора. Параметры рассматриваемого объекта управления неизвестны, а элементы его вектора состояния не измеряются. Первый регулятор является робастным с фиксированными коэффициентами, второй — с адаптивной настройкой параметров управления. Оба алгоритма были реализованы в робототехнической установке моделирования движения надводного судна.

Ключевые слова: многоканальные системы, адаптивное управление, робастное управление, система динамического позиционирования

Введение

Данная работа посвящена вопросам разработки и инженерной реализации систем динамического позиционирования. Такие системы предназначены для автоматического управления движением над-

водных судов [1, 2], что является крайне востребованным направлением в настоящее время. Разработка такого класса систем достаточно сложна в силу параметрической неопределенности математической модели, наличия внешних возмущающих воздействий, таких как качка, ветер, течение и др.

В работах [3–5] рассмотрены модели, состоящие из линейной части с неизвестными параметрами и статического нелинейного блока, для которых пред-

*Работа выполнена при государственной финансовой поддержке ведущих университетов Российской Федерации (Госзадание 2014/190 (проект 2118), субсидия 074-U01. Проект 14.Z50.31.0031).