**Лекция Интеллектуальное управление энергетическими установками**

**1. ЦЕЛИ И ЗАДАЧИ   ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО**УПРАВЛЕНИЯ

1.1. Понятие интеллектуального управления.

Интеллектуальность “в большом” и “в малом”

Общая постановка задачи управления может быть сформулирована следующим образом. Имеется некоторый динамический объект, поведение которого описывается вектором выходов (управляемых переменных объекта) **Y**= (у1, у2, ..., уn)Т и вектором переменных состояния **X**= (x1, x2, ..., xm)Т , где “т” - символ операции транспонирования (рис.1.1). Требуется перевести данный объект из начального состояния **X**(t0), в котором он находится в момент времени t = t0, в заданное конечное состояние **X**\*, которому соответствует определенное значение вектора выходов **Y**\*. Для решения этой задачи, то есть для управления состоянием объекта, используется специальное управляющее устройство, часто называемое регулятором, в функции которого входит формирование вектора управляющих воздействий (т.е. входов объекта)**U** = (u1,u2, ... ,ur)Т в соответствии с заданной программой (т.е. значениями задающих воздействий, команд управления) **G** = (g1, g2, ...)Т , и текущими (измеряемыми) значениями компонент вектора выходов **Y**  и/или вектора состояния **Х** объекта.



Рис.1.1. Общая структура системы управления

Классическая процедура синтеза управляющего устройства обычно включает в себя следующие этапы:

а) построение или получение математической модели объекта управления (в виде дифференциальных, разностных или интегральных уравнений, частотных характеристик и т.д.);

б) задание требований к качеству процессов управления, т.е. к поведению системы автоматического управления (САУ) в целом;

в) определение структуры и параметров управляющего устройства (также в виде некоторой аналитической зависимости, связывающей векторы **U, G, X, Y, F**).

Вместе с тем применение данного подхода на практике встречается с рядом серьезных затруднений. Так, точная математическая модель реального объекта часто оказывается слишком сложной или совсем неизвестной. Изменения окружающей среды приводят к действию на объект различного рода возмущений - сигнальных, параметрических и структурных (вектор **F** на рис.1.1), представляющих собой дополнительный источник неопределенности о характеристиках объекта. Сложность решения данной задачи обусловлена и тем, что сами требования к системе зачастую могут быть заданы лишь приближенно. Более того, некоторые из них вообще могут оказаться взаимно противоречивыми. В силу этого понятно, что стремление найти решение задачи синтеза в классе простейших (стандартных) алгоритмов управления (на базе так называемых **ПИ**- и **ПИД-регуляторов**) оказывается выполнимым только в тех случаях, когда объект описывается достаточно простой и понятной моделью, т.е. справедлива схема “простой объект “→” простой регулятор”.

Попытка построения адаптивных **регуляторов**, параметры которых автоматически перестраиваются при изменении параметров объекта, также имеет весьма ограниченную область применения [3]. Причины здесь, примерно, те же: трудно подобрать простой и надежный алгоритм адаптации, работоспособный в случае широкого диапазона изменения параметров объекта. Если объект управления относится к категории сложных динамических объектов, т.е. он является многомерным (имеет несколько входов и выходов), описывается дифференциальными уравнениями высокого порядка, имеет существенно нелинейные характеристики и т.п., то выбор алгоритма адаптации резко усложняется, поскольку возникает проблема сходимости (устойчивости) процессов адаптации в системе; трудно подобрать оптимальные значения параметров адаптора (устройства адаптации); многие из существующих методик анализа и синтеза адаптивных САУ связаны с чрезмерным упрощением задачи.

Выход из сложившейся ситуации - использование алгоритмов **интеллектуального управления**(англ. - intelligent control), предполагающих отказ от необходимости получения точной математической модели объекта, ориентации на применение “жестких” (простейших, как правило, линейных) алгоритмов формирования управляющих воздействий, стремления  во что бы то ни стало воспользоваться известными разработчику методиками синтеза, ранее положительно  зарекомендовавшими себя для других, более простых классов объектов. В основе интеллектуального управления лежит идея построения высокоорганизованных САУ, основанных на использовании моделей переменной сложности и неопределенности, с выполнением таких интеллектуальных функций, традиционно присущих человеку, как принятие решений, планирование поведения, обучение и самообучение в условиях изменяющейся внешней среды. Под **обучением** понимается способность системы улучшать свое поведение в будущем, основываясь на экспериментальной информации, которую она получала в прошлом, о результатах взаимодействия с (объектом) окружающей средой. **Самообучение**- это обучение без внешней корректировки, т.е. без указаний “учителя”.

Согласно [3-5], **интеллектуальной системой управления** считается такая, в которой знания о неизвестных характеристиках объекта управления и окружающей среды формируются в процессе обучения и адаптации, а полученная при этом информация используется в процессе автоматического принятия решений так, что качество управления улучшается.

Необходимым признаком интеллектуальной системы является наличие базы знаний (БЗ), содержащей сведения (факты), модели и правила, позволяющие уточнить поставленную задачу управления и выбрать рациональный способ ее решения. Нередко об интеллектуальных системах говорят как о **системах, основанных на знаниях** (knowledge - based systems). В зависимости от характера реализуемых интеллектуальных функций, т.е. от уровня интеллектуальности, различают ИСУ интеллектуальные “в большом” и “в малом” [5].

**Определение 1.** Управляющие системы, **интеллектуальные “в большом”,**- это системы, организованные и функционирующие в соответствии со следующими 5-ю принципами (в полном их объеме).

10.  Взаимодействие с реальным внешним миром с использованием

информационных каналов связи.

20. Принципиальная открытость **системы** с целью повышения интеллектуальности и совершенствования собственного поведения.

30. Наличие механизмов прогноза изменений внешнего мира и собственного поведения системы в динамически изменяющемся внешнем мире.

40.  Наличие многоуровневой иерархической структуры, построенной в соответствии с правилом: повышение интеллектуальности и снижение требований к точности моделей по мере повышения уровня иерархии в системе (и наоборот).

50. Сохраняемость функционирования (возможно, с некоторой потерей качества или эффективности; иначе, с некоторой деградацией) при разрыве связей или потере управляющих воздействий от высших уровней иерархии управляющей структуры.

**Определение 2.** Управляющие системы, **интеллектуальные “в малом»,** не удовлетворяют перечисленным выше принципам, но используют при функционировании знания (например, в виде правил) как средство преодоления неопределенности входной информации, описания управляемого объекта или его поведения.

Иерархическая структура системы, интеллектуальной “в большом”, включает в себя следующие уровни управления (рис.1.2):

· уровень планирования (или стратегический уровень);

· уровень координации (тактический уровень);

· исполнительный уровень (уровень регулирования).

Под планированием здесь понимается формирование цели (стратегии) поведения системы, выбор возможных действий в различных ситуациях, в том числе и нештатных (критических), формирование требуемой программы управления объектом. **Координация** подразумевает коррекцию программы управления, структуры и параметров системы при изменении окружающей среды, режимов работы объекта, изменении цели функционирования. **Регулирование** - это формирование с помощью обычных регуляторов управляющих воздействий, подаваемых на объект, для реализации заданной программы изменения его состояния или выходных переменных.

Сформированное в п.40 правило в зарубежной литературе получило название принципа IPDI (Increasing Precision - Decreasing Intelligence - в переводе: “Повышение Точности - Уменьшение Интеллектуальности”), предложенного в 1989 г. Г.Саридисом [6]. Согласно этому принципу, чем ниже уровень управления, т.е. чем конкретнее решаемая задача, тем меньше знаний требуется для ее решения. В свою очередь, именно на верхних уровнях управления выполняются такие функции, как обучение, распознавание и прогноз развития ситуации, адаптация по отношению к разного рода возмущениям.

**1.2. Методы и алгоритмы интеллектуального**

**управления сложными объектами**

Наибольшее распространение при проектировании ИСУ получили методы интеллектуального управления, относящиеся к следующим четырем классам:

· экспертные системы;

· нечеткие регуляторы;

· нейронные сети;

· генетические алгоритмы.

**Экспертные системы** (expert systems) имеют дело с задачами искусственного интеллекта на верхнем уровне, работая с символической информацией для получения выводов об окружающей среде и формирования управленческих решений с учетом характера сложившейся (или прогнозируемой) ситуации. Экспертные системы накапливают эвристические знания и манипулируют ими, пытаясь имитировать поведение эксперта.

Подсистема идентификации и прогноза - обеспечивает нахождение математической модели объекта управления непосредственно в процессе функционирования, по результатам наблюдений за его входными/выходными переменными.

База данных содержит непрерывно обновляемые данные (предыдущие, текущие, прогнозные) о характеристиках объекта и внешней среды, а также информацию о граничных (критических, предельно допустимых) значениях соответствующих параметров. База знаний содержит знания о специфике работы конкретного объекта, целях, стратегии и алгоритмах управления, о результатах идентификации и прогноза его характеристик. Подсистема логического вывода осуществляет выбор рациональной (наиболее подходящей в данной ситуации) структуры и параметров регулятора, а также, возможно, алгоритмов идентификации и прогноза. Подсистема интерфейса предназначена для организации интерактивного режима по наполнению базы знаний с участием эксперта (режим обучения) и обеспечения общения с пользователем - оператором, включая объяснение механизма принятия тех или иных решений по управлению (режим эксплуатации).

Математический аппарат теории экспертных систем базируется на использовании логических моделей (логики предикатов), семантических сетей, систем продукций, т.е. правил вида “ЕСЛИ …ТО”.

**Нечеткие регуляторы** (fuzzy controllers). Идеи нечеткой логики, впервые высказанные в 1964 г. американцем Л.Заде, известным специалистом в области теории систем, свое первое применение в задачах управления реальными техническими объектами нашли в Европе. В 1974 г. были опубликованы работы английских ученых Э.Х.Мамдани и С. Ассилиан, посвященные проблеме регулирования парогенераторной установки с помощью специально сконструированных нечетких правил (продукций). По сути построение такого регулятора представляет собой попытку воспроизвести механизм рассуждений и способ действий опытного оператора, хорошо знающего специфику управления соответствующим объектом. В последующем, данный подход, в силу своей наглядности и универсальности, получил применение и значительное распространение во многих странах.

Главное достоинство нечетких регуляторов - возможность эффективного управления сложными динамическими объектами в условиях неопределенности их характеристик путем моделирования механизма обработки знаний по аналогии с поведением высококвалифицированного оператора (эксперта).

**Нейронные сети.** История искусственных нейронных сетей (artificial neural networks) начинается с работ американских ученых У.Мак-Каллока, В.Питтса (1943 г. - модель формального нейрона) и Ф.Розенблатта (1958 г. - однослойная нейронная сеть, названная им персептроном). Сегодня под **нейронными сетями** (НС) понимаются параллельные вычислительные структуры, которые моделируют биологические процессы, обычно ассоциируемые с процессами человеческого мозга.  НС обладают способностью приобретения знаний о предметной области, обучаясь на примерах и подстраивая свои веса для интерпретирования предъявляемых им многоразмерных данных.

Результатом обучения является такая настройка весов синаптических связей, при которой каждому входному вектору сеть  сопоставляет требуемый (или близкий к нему) выход.

Одним из первых алгоритмов, удачно зарекомендовавшим себя при обучении многослойной НС, явился предложенный в 1986г.  Руммельхартом Д. (США) и его коллегами алгоритм обратного распространения (Back - Propagation Algorithm), претерпевший впоследствии многочисленные изменения и усовершенствования [9, 10].

На сегодня известно более 200 разновидностей НС. Кроме упомянутых выше многослойных персептронов, это:

·      динамические (рекуррентные) НС;

·      сети на основе радиальных базисных функций;

·      сети Хопфилда;

·      сети Кохонена;

·      неокогнитроны; и т.д.

Возможны различные варианты использования НС в системах управления сложными динамическими объектами [2]. На рис.1.7 приведены примеры применения НС для решения задач идентификации (а), управления (б), адаптации характеристик системы к параметрическим возмущениям (в).



Как следует из рис.1.7, а, минимизация ошибки обучения приводит к тому, что выход НС (yНС) будет практически повторять выход объекта управления (**y**), т.е. обученная НС представляет собой искомую модель “вход - выход”. На рис. 1.7, б,в нейронная сеть выполняет другие функции  - обеспечить минимум рассогласования между  характеристиками эталонной модели (ЭМ) и САУ в целом, причем НС или непосредственно участвует в формировании сигнала управления (**u**), выступая при этом в качестве нелинейного регулятора (рис.1.7, б), или же воздействует на параметры обычного, например, ПИД-регулятора, выполняя таким образом в системе функцию адаптора.

**Генетические алгоритмы** (genetic algorithms) - это большая группа методов адаптивного поиска и многопараметрической оптимизации, интенсивно развивающихся в последние годы как для их самостоятельного применения, так и в сочетании с другими методами интеллектуального управления [11].

Само название этих алгоритмов указывает на то, что их происхождение связано с использованием принципов естественного отбора и генетики. Традиционные методы поиска обычно предполагают дифференцируемость исследуемой целевой функции от ее параметров и, как правило, используют градиентные процедуры. Генетические алгоритмы (ГА) отличаются от обычных методов оптимизации рядом обстоятельств. По своей сути, ГА представляют собой метод параллельного поиска глобального экстремума, основанный на использовании в процессе поиска сразу нескольких, закодированных соответствующим образом точек (кандидатов на решения), которые образуют развивающуюся по определенным случайным законам популяцию.  Используемые при этом механизмы отбора, впервые четко сформулированные еще Чарлзом Дарвином (“Выживает наиболее приспособленный!”), позволяют отсеять наименее подходящие варианты и, наоборот, выделить, а затем и усилить положительные качества тех вариантов, которые наиболее полно отвечают поставленной цели.

Не останавливаясь более подробно на содержании данных методов, попытаемся очертить круг задач, решаемых с их помощью, а также дать общее представление об истории зарождения ГА и особенностях их применения в интеллектуальных системах управления.

Оптимизационные задачи занимают одно из центральных мест при проектировании различных классов интеллектуальных систем. Причиной этого является естественное стремление выбрать наиболее простой вариант построения системы или модели при соблюдении заданных требований к качеству ее функционирования (задача структурного синтеза) или найти оптимальные настройки параметров многокомпонентной системы при заданной ее структуре (задача параметрического синтеза). Приведем несколько примеров постановок соответствующих задач.

Применение традиционных алгоритмов многопараметрического поиска для решения вышеперечисленных задач встречается с рядом трудностей, к которым относятся:

- резкий рост вычислительных затрат и времени поиска при увеличении числа варьируемых параметров (“проклятие размерности”);

- локальный характер алгоритмов поиска, связанный с необходимостью вычисления производных (градиента) целевой функции на каждом шаге поиска;

- возможность “зависания” алгоритма поиска в окрестности одного из локальных экстремумов;

- низкая помехозащищенность алгоритма;

- низкая эффективность поиска при наличии “овражных” ситуаций.

Привлекательность ГА состоит именно в том, что они в значительной мере лишены указанных недостатков.

Согласно терминологии ГА, заимствованной из генетики и теории эволюции живой природы, они имеют дело с популяцией “индивидуумов”, каждый из которых представляет собой претендент на решение рассматриваемой задачи. Каждому индивидууму приписывается определенный “индекс пригодности (приспособленности)” в зависимости от того, насколько удачным является данный конкретный вариант решения задачи. Например, в качестве такого индекса пригодности может выступать одна из упомянутых выше (см. задачи 1-3) целевых функций. Далее, наиболее пригодным индивидуумам представляется возможность “размножения” путем “скрещивания” с другими индивидуумами в популяции. В результате этого появляются новые индивидуумы - “потомки”, которые наследуют часть признаков от каждого из своих “родителей”. Наименее пригодные члены популяции, в силу этого, “вымирают”. Полученная новая популяция возможных решений образует, таким образом, новое “поколение”, сохраняющее в значительно большей пропорции те качества (признаки), которые были присущи лучшим представителям предыдущего поколения. Применяя описанную выше схему из поколения в поколение и поощряя скрещивание и обмен признаками прежде всего среди наиболее пригодных индивидуумов, появляется возможность последовательного улучшения популяции путем сохранения и преумножения в ней наиболее сильных сторон индивидуумов. Другими словами, в процессе поиска будут исследоваться наиболее многообещающие перспективные области пространства варьируемых параметров. При правильном функционировании ГА, популяция сходится к оптимальному решению задачи.

Принято считать, что генетические алгоритмы не гарантируют нахождение глобального оптимума, однако их сила состоит в том, что они позволяют “достаточно быстро” находить “достаточно хорошие” решения широкого круга задач, в том числе и тех, которые с трудом решаются другими методами.

История применения генетических алгоритмов начинается с работ Р.Холстиена [12] и Де Джонга[13], в которых на ряде примеров были впервые продемонстрированы возможности ГА для решения задач  многопараметрической оптимизации. В 1975 г. вышла монография Дж.Холланда “Адаптация в природных и искусственных системах” [14], в которой было дано теоретическое обоснование метода, сформулированы базовые принципы, лежащие в его основе. И, наконец, большую популярность получила изданная в 1989 г. и ставшая классической книга Д.Гольдберга “Генетические алгоритмы в задачах поиска, оптимизации и машинного обучения” [15], содержащая большое количество примеров и возможных постановок задач из различных областей приложений, решаемых с помощью ГА. Эти приложения включают в себя задачи проектирования сети трубопроводов и сверхбольших интегральных схем, структурной оптимизации, и планирования производственных процессов, обработки изображений в медицине, моделирования процессов принятия решений в экономических и социальных системах.

В последние годы область применения ГА значительно расширилась. Показано, что данные методы оказываются эффективными при решении таких задач, как:

·идентификация сложных динамических объектов;

·выбор оптимальной конфигурации многоагентных робототехнических систем;

·синтез оптимальных алгоритмов управления многозвенными роботами-манипуляторами;

·оптимальное управление стыковкой космических аппаратов;

·планирование маршрутов движения транспортных средств в условиях препятствий;

·синтез алгоритмов распознавания на основе многослойных нейронных сетей; и многие другие.

Таким образом, применение ГА охватывает не только класс традиционных задач оптимизации, но и быстро распространяется на задачи управления сложными динамическими объектами в условиях неопределенности.