

УДК 004

РЕГУЛЯТОР САР НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Наумов Д.П., студент гр. 8Т4А, 3 курс
Научный руководитель: Стариков Д.П., аспирант
Национальный исследовательский Томский политехнический университет
г. Томск

Описание различных подходов регулирования автоматизированных систем

На сегодняшний день перед современными инженерами встает очень актуальная проблема регулирования технологических процессов в различных отраслях промышленности (топливной, металлургической, легкой, пищевой, химической и т.д.). В качестве примера можно привести процесс поддержания уровня жидкости в резервуаре в заданном диапазоне. Применение автоматики позволяет легко контролировать уровень жидкости, снизить время работы насосов и потребление электроэнергии ими, а также защитить насосы от работы в сухом режиме, то есть при отсутствии жидкости.

Для решения проблемы регулирования технологическими процессами существует несколько различных подходов таких как: классическое регулирование, МРС-регулирование, АРС-регулирование. Однако каждый из приведенных подходов имеет свои недостатки.

При классическом подходе регулирования корректная работа объекта управления достигается только при точном подборе коэффициентов ПИД-регулятора. Для этого необходимо произвести точную настройку данного контроллера. Вопреки распространенному представлению, ПИД-регуляторы являются далеко не простыми в настройке, т.к. достаточно трудоемко подбирать коэффициенты, которые оказывают разное воздействие на объект управления.

В настоящее время еще отсутствует единый метод расчета параметров регулятора для контура регулирования. Однако предложен ряд подходов таких как [1]:

- Эмпирический метод настройки Циглера-Никольса;
- Метод настройки Шубладзе;
- Метод настройки Куна – «Т-правило»;
- Метод настройки Шеделя.

Также стоит отметить, что ПИД-регуляторы требуют постоянной подстройки, что является очень нежелательной процедурой, так как она в значительной степени расходует наши временные ресурсы.

При реализации АРС-подхода претерпевают изменения как полевой, так и средний уровень системы, что влечет за собой удорожание программно-технических комплексов, т.е. для реализации АРС необходимо приобрести

больше задвижек, датчиков и программно-логических контроллеров (ПЛК) и т.п. Из этого можно сделать вывод, что АРС-регулирование требует значительных денежных затрат.

Также АРС-подход обладает еще одним существенным недостатком: значительная сложность настройки, т.е., например, для настройки ПИД-контура пользуются стандартными (шаблонными) методами настройки, которые были приведены выше. В свою очередь, настройка АРС контура индивидуальна для каждого конкретного случая.

Проблема МРС-регулирования заключается в том, что на этапе проектирования очень проблематично создать адекватную модель поведения системы, т.к. на нее существенно влияет изменение условий среды или процесса в связи с изнашиванием оборудования, и, соответственно, меняются динамические свойства системы, что в свою очередь требует дополнительной доработки модели.

С каждым днем задачи, с которыми должны справляться САР становятся все выше и выше. Соответственно требования, предъявляемые к системам, а в частности к регуляторам, также становятся выше. Все подходы регулирования, рассмотренные выше, к сожалению, не являются совершенными и обладают недостатками, которые мешают им выполнять максимально высокие задачи на сегодняшний день. Современный контроллер не должен обладать недостатками данных регуляторов. В связи с этим, встает задача о создании такого контроллера. Помочь в этом может машинное обучение.

Машинное обучение

Стоит сказать пару слов о том, что же такое машинное обучение. **Машинное обучение** (Machine Learning) — обширный подраздел искусственного интеллекта, изучающий методы построения алгоритмов, способных обучаться. Различают два типа обучения. *Индуктивное обучение* основано на выявлении общих закономерностей по частным эмпирическим данным. *Дедуктивное обучение* предполагает формализацию знаний экспертов и их перенос в компьютер в виде базы знаний. Структурная схема машинного обучения представлена на рисунке 1.

Остановимся поподробнее на индуктивном обучении. Пусть дано конечное множество прецедентов (объектов, ситуаций), по каждому из которых собраны (измерены) некоторые данные. Данные о прецеденте называют также его описанием. Совокупность всех имеющихся описаний прецедентов называется обучающей выборкой. Требуется по этим частным данным выявить общие зависимости, закономерности, взаимосвязи, присущие не только этой конкретной выборке, но вообще всем прецедентам, в том числе тем, которые ещё не наблюдались.

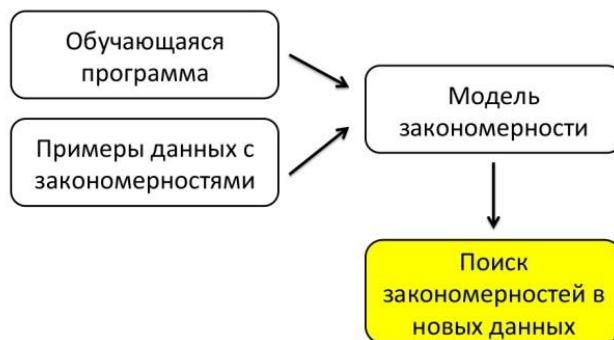


Рисунок 1. Структурная схема машинного обучения

Наиболее распространённым способом описания прецедентов является признаковое описание. Фиксируется совокупность n показателей, измеряемых у всех прецедентов. Если все n показателей числовые, то признаковые описания представляют собой числовые векторы размерности n .

Для решения задачи индуктивного обучения в первую очередь фиксируется модель восстанавливаемой зависимости. Затем вводится функционал качества, значение которого показывает, насколько хорошо модель описывает наблюдаемые данные. Алгоритм обучения (learning algorithm) ищет такой набор параметров модели, при котором функционал качества на заданной обучающей выборке принимает оптимальное значение. Процесс настройки (fitting) модели по выборке данных в большинстве случаев сводится к применению численных методов оптимизации [2].

Формализация нового подхода регулирования с использованием машинного обучения

Как было сказано выше, на сегодняшний день задача создания контроллера на основе ПИД-регулятора, но при этом лишенным недостатков классического регулятора, является крайне важной. То есть имеется контроллер, у которого имеются свои динамические свойства, которые меняются по методу машинного обучения. На рисунке 2 представлена принципиальная схема подобного регулирования.

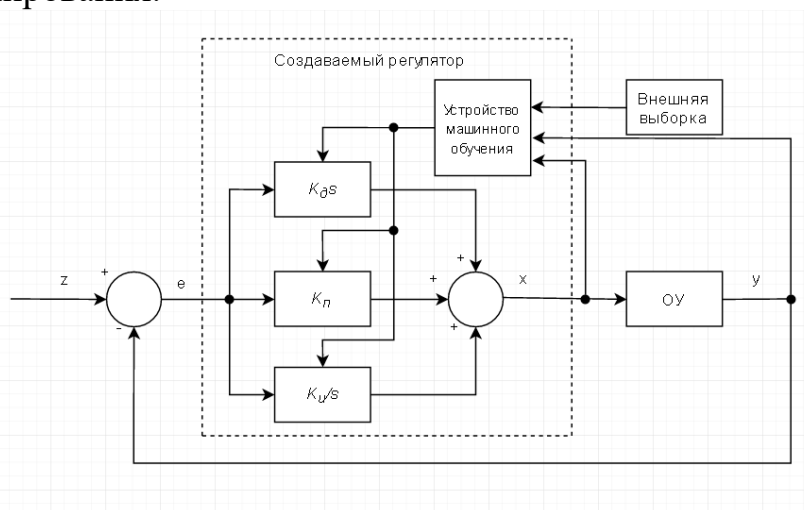


Рисунок 2. Принципиальная схема регулирования с использованием машинного обучения

На данной схеме видно, что в основе лежат два устройства: классический ПИД-регулятор и устройство машинного обучения (УМО). На вход УМО подается 3 величины: текущие значения входа x и выхода y объекта управления, а так же так называемая внешняя (обучающая) выборка. Напомним, что обучающая выборка - это выборка, составленная на основе данных об объекте (в нашем случае – это значения x и y), полученных из реальной эксплуатации объекта аналога, либо желаемые характеристики. Оно сопоставляет значения x и y с данными из выборки и включается адаптация по действующему объекту управления, т.е. корректируются коэффициенты K_p , K_d , и K_i в нашем ПИД-регуляторе. Стоит отметить, что при начале эксплуатации идет подстройка коэффициентов по вновь получаемым значениям. Таким образом нивелируется эффект старения оборудования и его уход в инерционность.

Заключение

Предложенный выше подход универсален. Он достаточно прост в реализации, по сравнению с тем же МРС- подходом. Главным достоинством подхода регулирования с использованием машинного обучения является то, что регуляторы данного типа не требуют никаких дополнительных подстроек, как в случае с классическими ПИД - регуляторами. По своей сути УМО является таким “подстройщиком” в автоматическом режиме. В экономическом плане стоимость данных технологий значительно ниже, по сравнению с АРС-регулированием. В связи со всем выше сказанным, можно с уверенностью сказать, что на данный момент и в ближайшем будущем, данный тип регулирования является крайне перспективным в силу своей простоты и экономических показателей.

Список литературы:

1. Елисеева А.А., Малышенко А.М. Анализ методов настройки параметров ПИД-регулятора // Молодежь и современные информационные технологии: Сборник трудов VII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. – Томск: СПБ Графиск, 2009. – т. 2. – С. 30–31.
2. Машинное обучение // Википедия. [2007—2017]. Дата обновления: 19.03.2017. URL: <http://ru.wikipedia.org/?oldid=84353419> (дата обращения: 23.03.2017).