Методы машинного обучения в робототехнике

Эволюционные вычисления в синтезе регуляторов Экстремальные системы

Эволюционные вычисления в синтезе регуляторов



Эволюционные алгоритмы

- **Эволюционные алгоритмы** область знаний в сфере искусственного интеллекта, которое использует и моделирует процессы естественного отбора
- Являются адаптивными поисковыми методами
- Применяются базовые положения в теории биологической эволюции:
 - процессы отбора
 - процессы мутации
 - процессы воспроизводства

Эволюционные алгоритмы

- Популяция совокупность индивидуумов (агентов, особей)
- Эволюционирование популяции проходит согласно правилам отбора в соответствии с **целевой функцией** (окружающая среда)
- Каждому агенту популяции назначается значение его пригодности, т.е. целевой функции
- Размножаются только наиболее пригодные виды
- Рекомбинация и мутация позволяют изменяться агентам и приспособляться к среде

Виды эволюционных алгоритмов

- 1. Генетические алгоритмы (ГА)
- 2. Генетическое программирование (автоматическое создание или изменение программ с помощью п.1) (ГП)
- 3. Эволюционное программирование (как и п.2, но изменяются только числовые значения, структура программы постоянна)
- 4. Программирование экспрессии генов
- 5. Эволюционные стратегии похожи на генетические алгоритмы, но в следующее поколение передаются только положительные мутации
- 6. Дифференциальная эволюция
- 7. Нейроэволюция аналогично генетическому программированию, но геномы представляют собой искусственные нейронные сети, в которых происходит эволюция весов при заданной топологии сети, или помимо эволюции весов также производится эволюция топологии;
- 8. Системы классификаторов

- Генетический алгоритм— эвристический алгоритм поиска, используемый для решения задач оптимизации и моделирования путём случайного подбора, комбинирования и вариации искомых параметров с использованием механизмов, аналогичных естественному отбору в природе.
- Решаются оптимизационные задачи с использованием методов естественной эволюции, таких как:
 - наследование
 - мутация
 - отбор (селекция)
 - кроссовер (скрещивание, размножение, crossover)
- Поиск решений в многомерных пространствах (оптимальный brute force)

- Задача формализуется таким образом, чтобы её решение могло быть закодировано в виде вектора («генотипа») генов, где каждый ген может быть битом, числом или неким другим объектом
- Генотип не обязательно имеет фиксированную длину
- ГА служат, главным образом, для поиска решений в многомерных пространствах поиска
- Моделирование эволюционного процесса изменение популяции в зависимости от функции приспособленности повторяется **итеративно**

- Остановка эволюционных вычислений:
 - найдено оптимальное решение (глобальное, локальное)
 - достигнут предел по кол-ву поколений
 - достигнут предел по времени моделирования
- Ключевые **этапы**:

Задать целевую функцию (приспособленности) для индивидуумов популяции Создать начальную популяцию

(Начало цикла)

Размножение (скрещивание)

Мутирование

Вычисление значение целевой функции для всех особей

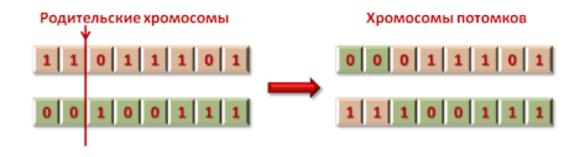
Формирование нового поколения (селекция)

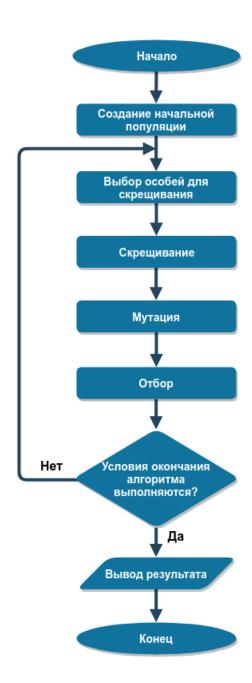
Если выполняются условия остановки, то (конец цикла),

иначе (начало цикла)

- Элитарность (необязательно): определенное количество наиболее подходящих индивидуумов с лучшими показателями переходят непосредственно к следующему поколению
- Репликация: индивидуум выбирается для перехода к следующему поколению
- **Кроссовер**: выбираются два индивидуума, которые обмениваются частью своего кода, а затем переходят к следующему поколению; кроссовер служит для использования и улучшения существующих успешных стратегий
- Мутация: индивидуум выбирается для того, чтобы часть его кода была изменена новыми значениями; мутация способствует разнообразию и служит для расширения исследования пространства параметров

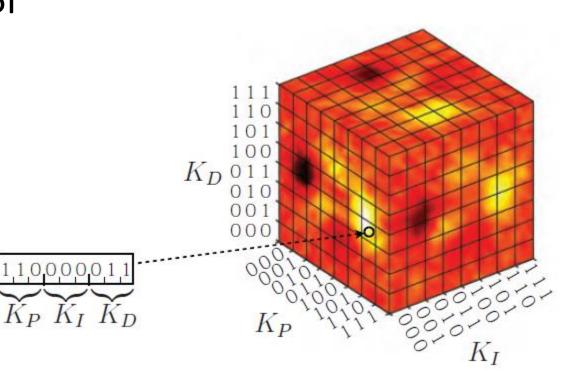
- Для операций репликации, скрещивания и мутации агенты случайным образом выбираются для перехода к следующему поколению, причем вероятность отбора увеличивается с ростом приспособленности
- Пример скрещивания (кроссовер)

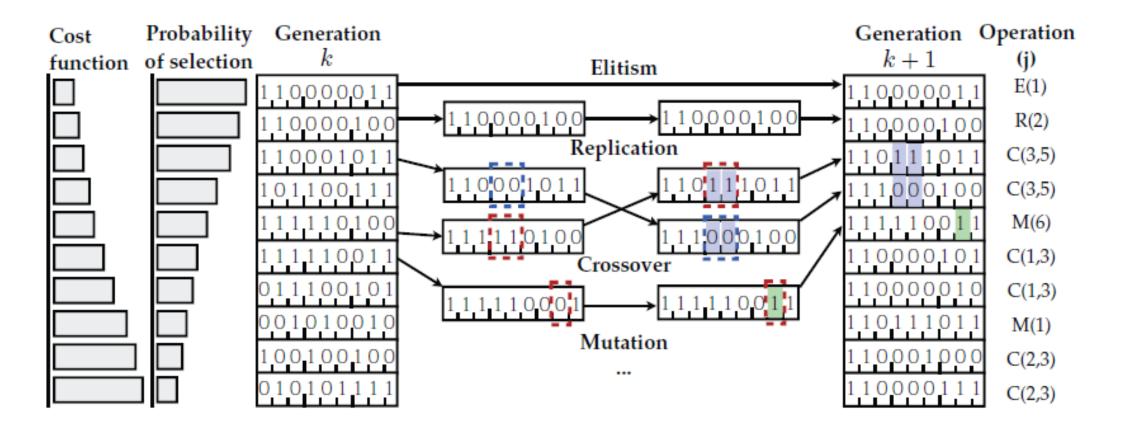




- «Среднее» между методом brute-force search и выпуклой (convex) оптимизацией
- Альтернатива дорогостоящей с точки зрения вычислительных мощностей выборке методом Монте-Карло, которая не масштабируется до многомерных пространств параметров
- Методы Мо́нте-Ка́рло численные методы для изучения случайных процессов. Процесс описывается математической моделью с использованием генератора случайных величин, модель многократно обсчитывается, на основе полученных данных вычисляются вероятностные характеристики рассматриваемого процесса
- ГА не гарантируют сходимости к глобальному оптимальному решению
- Гиперпараметры, которые могут влиять на производительность ГА: размер популяции, количество поколений, вероятности отбора различных генетических операций
- Примеры применения на практике: смешение потоков, процессы горения, снижение лобового сопротивления

- Визуальный пример настройка ПИД-регулятора
- ГА представляет заданное значение параметра как генетическую последовательность, которая объединяет различные параметры
- В примере параметры выражаются в двоичном представлении, которое масштабируется таким образом, что 000 является минимальной границей, а 111 верхней границей

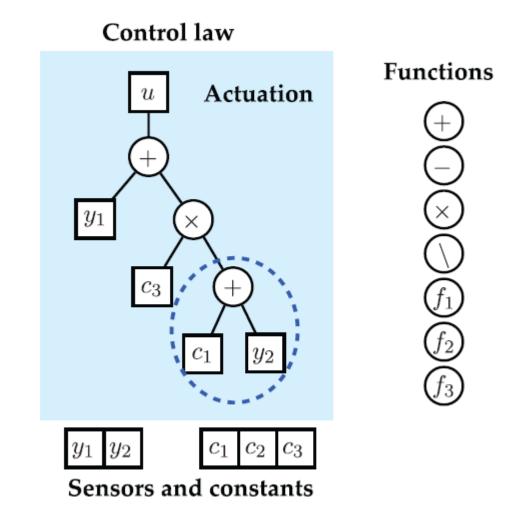




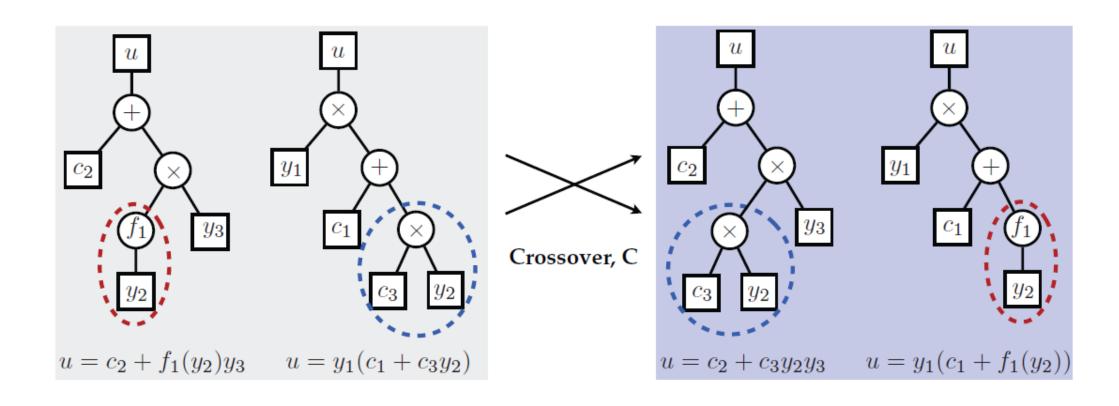
Steven L. Brunton, J. Nathan Kutz. Data-Driven Science and Engineering

- Обобщение ГА, одновременно оптимизирующее как структуру, так и параметры карты ввода-вывода
- Может применяться для получения законов управления, которые отображают выходные данные датчиков на входные сигналы
- Представление **дерева функций** в ГП позволяет кодировать сложные функции сигнала датчиков у через рекурсивную древовидную структуру

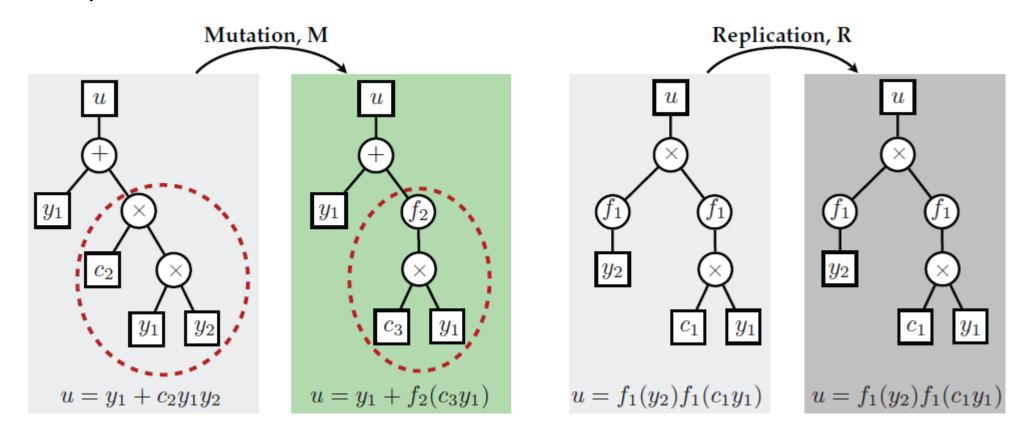
- Каждая ветвь это сигнал, а точки слияния математические операции
- Датчики и константы это листья, а общий управляющий сигнал и это корень
- Показан простейший пример, который может быть усложнен нелинейными функциями, запаздыванием, возмущениями, шумами и т.д.



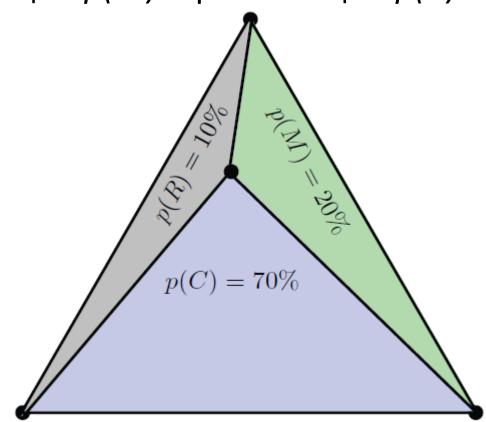
• Схематическая иллюстрация генетической операции кроссовера



• Схематическая иллюстрация генетических операций мутации и репликации



• Настройка вероятностей для применения генетических операций кроссовера p(C), мутации p(M) и репликации p(R)



- Новая парадигма управления существенно нелинейными системами, где теперь можно идентифицировать структуру нелинейных законов управления
- Управление генетическим программированием особенно хорошо подходит для экспериментов, в которых можно быстро оценить заданный закон управления, что позволяет протестировать сотни или тысячи индивидуумов за короткий промежуток времени
- Применение в турбулентности привели к нескольким макроскопическим улучшениям уменьшение сопротивления и улучшение перемешивания, в множестве конфигураций потока

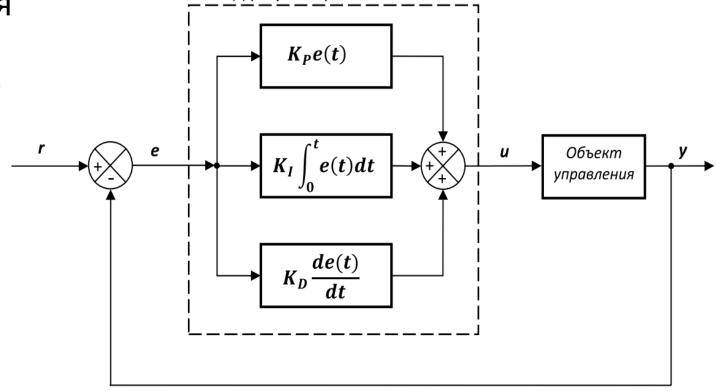
- Настройка ПИД-регулятора для системы
- $G(s) = \frac{1}{s^4 + s}.$

ПИД-регулятор

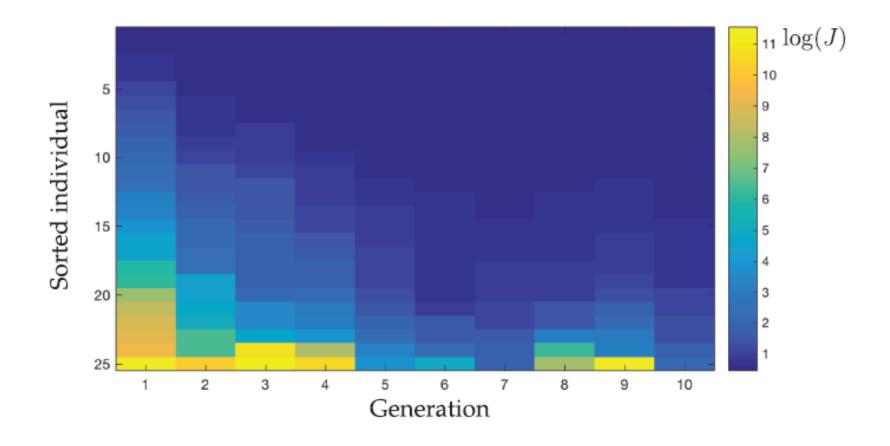
- Задающее воздействие 1
- Квадратичная целевая функция

$$J = \int_0^T Q(w_r - y)^2 + Ru^2 d\tau$$

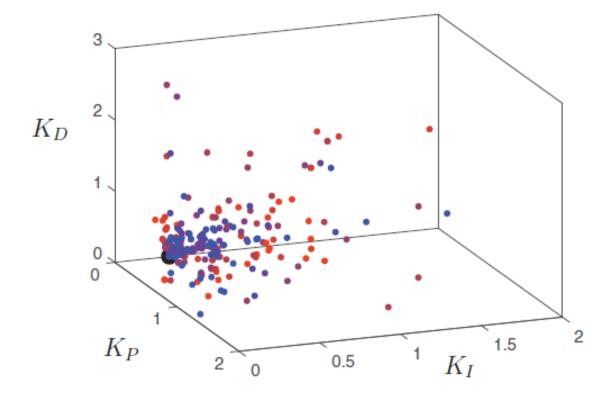
• *Q, R* — весовые коэффициенты для ошибки и управления, соответственно



• 25 индивидуумов в популяции и 10 поколений

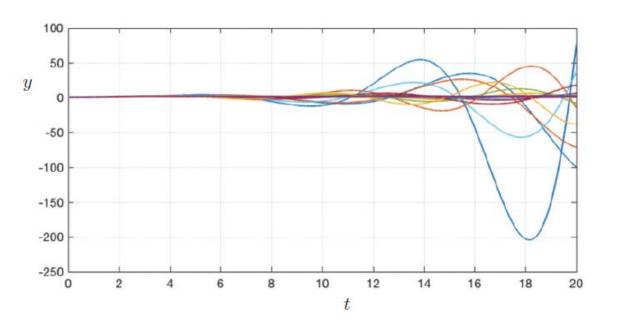


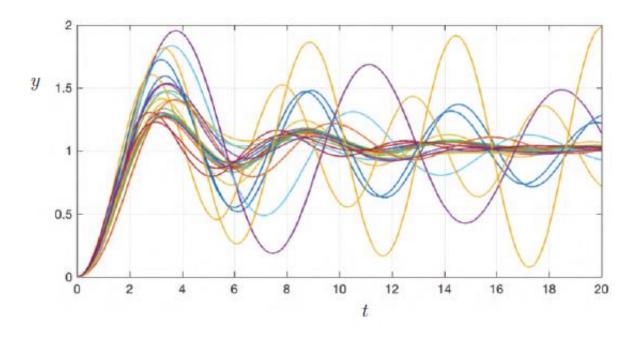
- Красные точки соответствуют ранним поколениям
- Синие точки соответствуют более поздним поколениям
- Черная точка лучший набор, найденный ГА



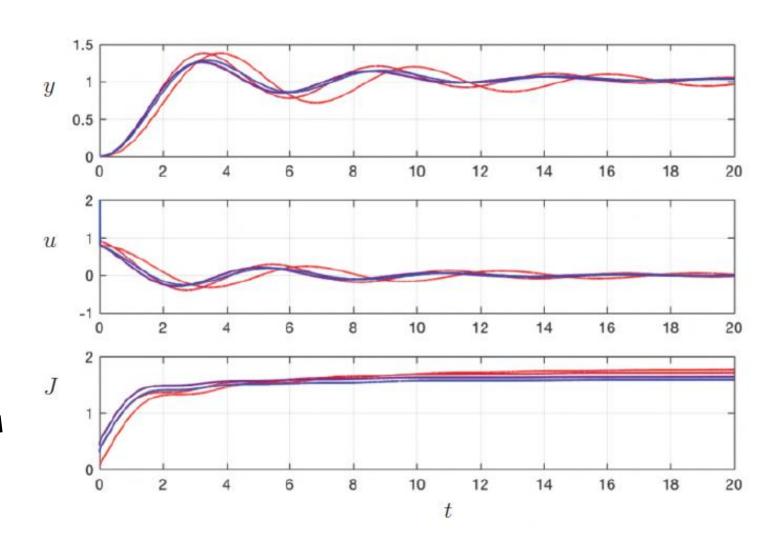
Переходные процессы в **первом** поколении







- Лучшие ПИДрегуляторы каждого поколения
- Красные траектории относятся к ранним поколениям
- Синие траектории соответствуют последним поколениям



Экстремальные системы (Extremum-seeking controllers, ESC)

Мотивация

- ESC способ управления, не использующий модель объекта упарвления
- Недостатки модельных подходов:
- может отсутствовать доступ к модели или модель может быть непригодна для управления (сильные нелинейности или описание модели в неподходящей форме)
- управление может сделать известную модель недействительной, что приведет к появлению новой, неучтенной динамики
- в системе могут происходить медленные изменения, которые изменяют основную динамику, эти эффекты трудно измерить и смоделировать

Мотивация

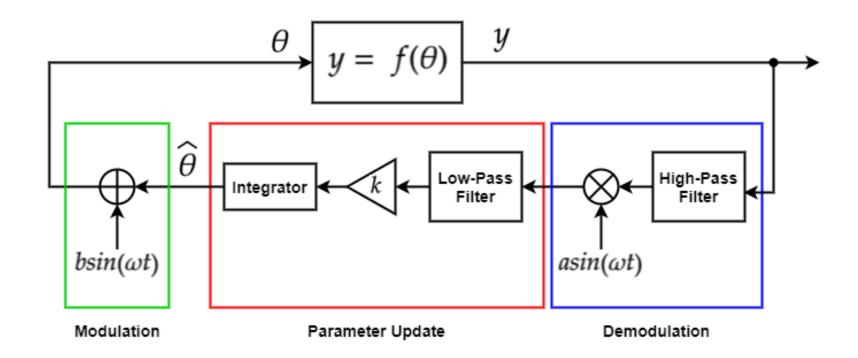
- Экстремальные системы являются особенно привлекательной формой адаптивного управления для сложных систем, поскольку они не полагается на базовую модель и гарантируют сходимость и устойчивость при наборе четко определенных условий
- Поиск экстремума можно использовать для отслеживания локальных максимумов целевой функции, несмотря на возмущения, изменяющиеся параметры системы и нелинейности
- Адаптивное управление может быть реализовано для своевременного управления или использоваться для медленной настройки параметров в работающем контроллере

- ESC можно рассматривать как усовершенствованный метод возмущения и наблюдения
- В сигнал управления дополнительно вводится синусоидальное возмущение, что используется для оценки градиента целевой функции J, который должен быть максимизирован или сведен к минимуму
- Целевая функция обычно вычисляется на основе измерений системы с помощью датчиков, в конечном итоге она зависит от внутренней динамики и выбора входного сигнала

Примеры применения на практике

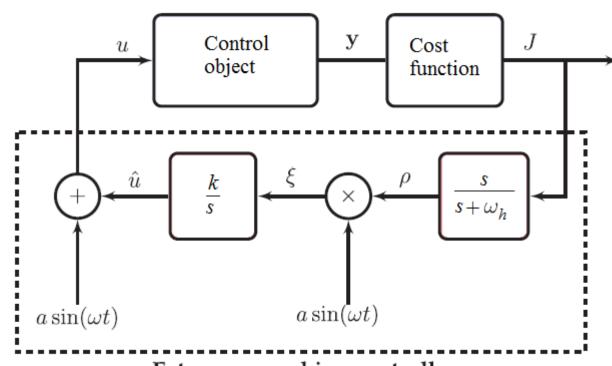
- Широкое применение для ряда сложных систем ввиду отсутствия предположений о системе и простоты реализации
- Алгоритмы отслеживания максимальной мощности в фотогальванике и преобразовании энергии ветра
- В фотовольтаике в качестве сигнала возмущения используется пульсация напряжения или тока в силовых преобразователях
- В задачах преобразовании ветровой энергии в качестве возмущения используется «турбулентность»
- Атмосферные турбулентные колебания могут использоваться в качестве сигнала возмущения для оптимизации управления самолетом
- Другие примеры: формирование лазерного импульса, настройка волоконных лазеров с высоким коэффициентом усиления

Cxema ESC



Упрощенная схема

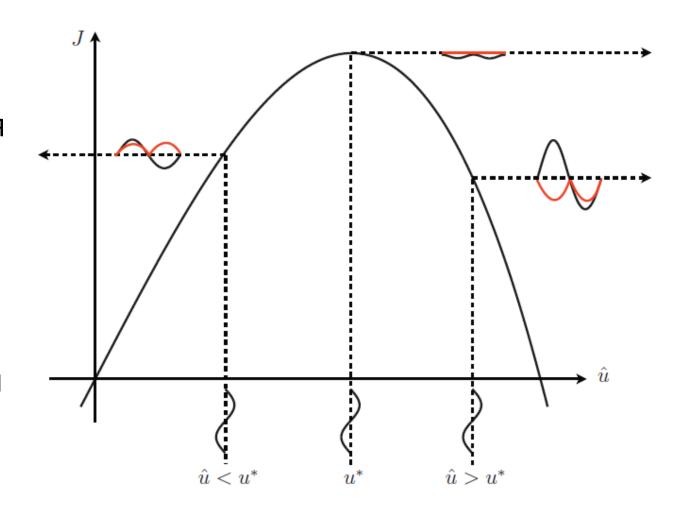
- Скалярное управление и
- Выпуклая целевая функция J(u)
- Фильтр верхних частот приводит к возмущению на выходе с нулевым средним значением ρ , который затем умножается (демодулируется) на то же входное возмущение, приводящее к сигналу ξ



Extremum-seeking controller

Оптимизация

- Для упрощения рассмотрим статический объект управления (например, у = u) с выпуклой целевой функцией J(u)
- Входное возмущение используется, чтобы оценить градиент целевой функции J и направить сигнал управления и к оптимизирующему значению и*



- Для управления важны три различных временных масштаба:
- 1. медленный внешние возмущения и изменение параметров
- 2. средний частота возмущения ω
- 3. быстрый системная динамика
- К оценке входа добавляется синусоидальное возмущение, которое максимизирует целевую функцию

$$u = \hat{u} + a\sin(\omega t)$$

• Это входное возмущение проходит через динамику системы и выход, в результате чего целевая функция J изменяется синусоидально около некоторого среднего значения

- Целевая функция J преобразуется с помощью фильтрации верхних частот для исключения среднего (постоянная составляющая), в результате чего получается сигнал р
- Простой вариант фильтра верхних частот

$$\frac{s}{s+\omega_h}$$

• Фильтр верхних частот выбирается таким образом, чтобы пропускать частоту возмущения ω

• Сигнал ρ с фильтра верхних частот, умножается на входную синусоиду, которая также может иметь фазовый сдвиг ф. В результате получается демодулированный сигнал ξ

$$\xi = a\sin(\omega t - \phi)\rho$$

• Сигнал ξ ≥ 0, если вход и находится слева от оптимального значения и*, и ξ ≤ 0 если и находится справа от оптимального значения и*.

• Интегрируя демодулированный сигнал ξ получаем оценку управления \hat{u} , изменяющуюся в направлении к оптимальному управляющему воздействию u^*

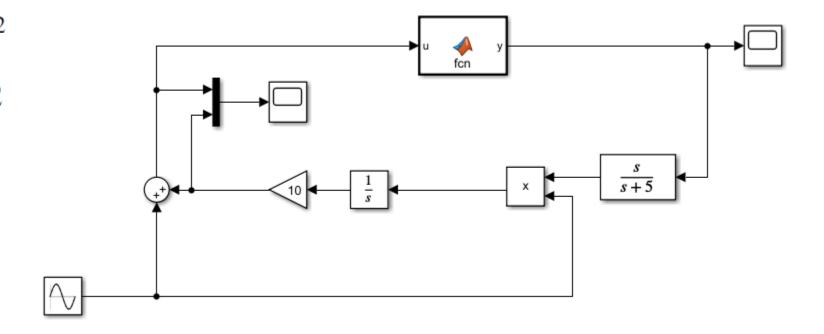
$$\frac{d}{dt}\hat{u} = k \,\xi$$

• Коэффициент настройки k определяет скорость изменения оценки управления \hat{u} по градиенту J.

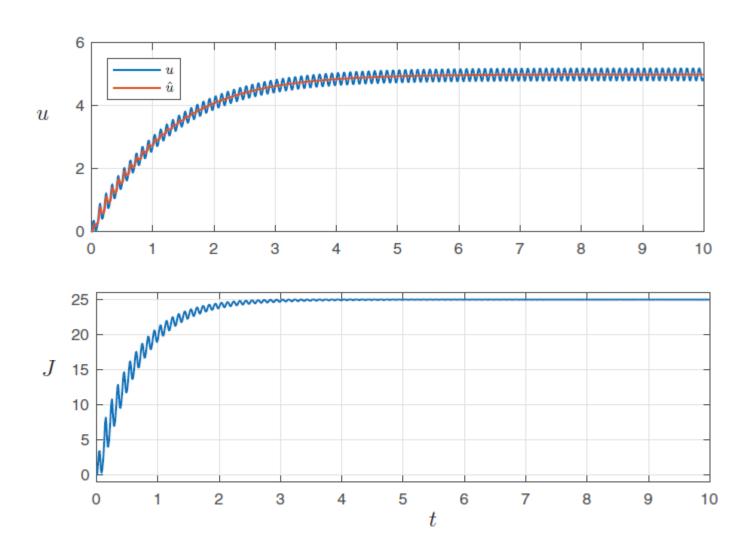
Простой пример

$$J(u) = 25 - (5 - u)^{2}$$

 $\omega = 10 \text{ Hz}$ $a = 0.2$
 $u^{*} = 5$

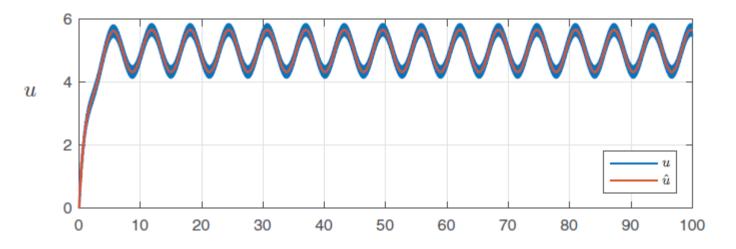


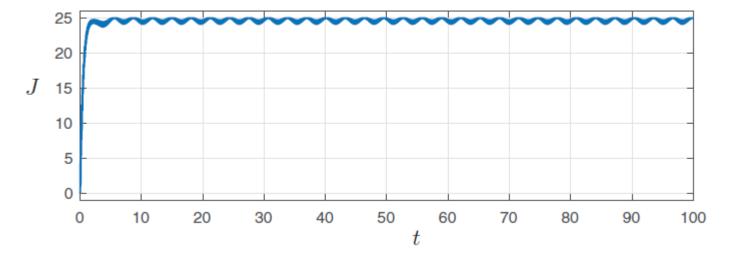
Простой пример



Простой пример

$$J(u) = 25 - (5 - u - \sin(t))^2$$





Пример со сложной системой

$$J(\theta) = .05\delta(t-10) + (\theta-\theta^*(t))^2$$

$$\theta^* = .01 + .001t$$

$$\frac{s}{s+1}$$

$$\frac{s-1}{s^2+3s+2}$$
 Input Dynamics
$$\frac{s-1}{s-1}$$

$$\frac{s-1}{s-1}$$

Kartik B. Ariyur and Miroslav Krsti'c. Real-Time Optimization by Extremum-Seeking Control

Пример со сложной системой

