

24. Рекуррентные алгоритмы динамического оценивания состояния системы

Рекуррентные алгоритмы динамического оценивания так или иначе используют информацию об эволюции параметров системы во времени для формирования предположения о состоянии системы на следующем шаге, а также информацию о наблюдениях, позволяющих скорректировать тем или иным образом оценку, основанную на предсказании. Различаются только способы, при помощи которых это осуществляется.

Подходы к оцениванию состояния динамических систем

Метод	Краткое описание	Преимущества/недостатки
1. Рекуррентный метод наименьших квадратов	Используется минимизация суммы квадратов разностей между измеренными значениями параметров и их априорной оценкой	Удовлетворительные результаты только в случае высокой степени соответствия между моделью и данными
2. Авторегрессионные модели	Модели временных рядов, в которых каждый последующий член линейно выражается через предыдущий.	Применяется в случае линейных моделей и на этапе постобработки (как правило). Шум должен быть белым и распределенным по Гауссу
3. Гарантированный подход	Основан на теоретико-множественных моделях неопределенностей. Их свойства описываются при помощи геометрических и интегральных ограничений. Для этого подхода задача оценивания сводится к нахождению множеств всевозможных значений искомых величин с ограничениями на неопределенность.	Более трудоемкие, т. к. необходимо моделировать множества всех возможных значений
а) Минимаксное гарантированное оценивание		
б) Метод эллипсоидов		
4. Рекуррентные алгоритмы оценивания параметров Стохастический подход	Основан на вероятностной математической интерпретации свойств неопределенности, нашедшей применение в разработке алгоритмов оптимальной фильтрации Калмана	Требуется большой объем априорной информации о вероятностных свойствах неопределенных параметров, которой в практических задачах бывает недостаточно для обеспечения работоспособности алгоритмов

<p>а) Линейный фильтр Калмана (Linear Kalman Filter) и оптимальный Байесовский фильтр (Optimal Bayesian estimator)</p> <p>б) Для непрерывного случая т. н. фильтр Калмана-Бьюси</p>	<p>Линейный фильтр Калмана работает в 2 этапа: предсказание и коррекция. На первом этапе в соответствии с моделью эволюции осуществляется экстраполяция вектора параметров, а на втором уточнение с соответствии с поступившим наблюдением.</p> <p>Байесовский фильтр основан оценке плотности вероятности распределения параметров при известных моделях эволюции и наблюдения. Он сводится к линейному фильтру Калмана в случае линейных систем.</p>	<p>Большинство реальных технических систем являются нелинейными, вследствие чего оптимальные подходы к оцениванию состояния, такие как ЛФК не могут использоваться.</p> <p>Шум должен быть белым и распределенным по Гауссу</p>
<p>б) Расширенный фильтр Калмана (Extended Kalman Filter) и оптимальный нелинейный марковский фильтрация (Optimal nonlinear Markov filter)</p>	<p>Основано на аппроксимации нелинейных операторов пр помощи рядов Тейлора</p>	<p>Требует расчета производных нелинейных уравнений системы</p> <p>Шум должен быть белым и распределенным по Гауссу</p>
<p>в) Сигма-точечный фильтр Калмана (Unscented Kalman filter)</p>	<p>Основано на сигма-точечном преобразовании</p>	<p>Качество оценок чуть лучше или чуть хуже, чем для ЕKF в зависимости от модели.</p> <p>Требует реализацию разложения Холецкого (корень из матрицы).</p> <p>Работает немного медленнее</p>
<p>г) Последовательный метод Монте-Карло (Particle filter, Sequential Monte Carlo method)</p>	<p>Оснaван на численном моделировании плотности вероятности распределения параметров</p>	<p>Оценки как правило более точные, но требует значительных вычислительных ресурсов для численного моделирования плотностей вероятностей</p>