

Pythonで体験

ご購入はこちら

ダウンロード・データあります

カルマン・フィルタ入門

第8回 シンプルな計算で推定精度UP…無香カルマン・フィルタ

廣川 類

カルマン・フィルタは、移動体のダイナミクスや動きの不確定性、センサ誤差の確率モデルを考慮して、最適な推定を行う強力なセンシング技術です。

デジタル計算機の普及と共にカルマン・フィルタの応用範囲が広がるにつれ、比較的なシンプルな手法である拡張カルマン・フィルタ (Extended Kalman filter. 以下, EKF) では、非線形性の高い系において十分な推定精度が得られないことが課題となってきました。このため、1990年代以降、ダイナミクスの非線形性が強いケースに対応する新しいカルマン・フィルタの派生版が提案されています。今回は、その代表として、無香カルマン・フィルタ (Uncented Kalman Filter. 以下, UKF) を紹介します。

無香カルマン・フィルタとは？

● 開発の背景

無香カルマン・フィルタ (UKF) は Simon Julier 氏により 1997 年に発表^①され、今世紀になってから注目されるようになった比較的新しい手法です。Uncented (香がない、無香) という名前は、提案者 (Simon Julier 氏) によるものです^②。全く新しく、既存の香りが付いていない推定フィルタであるということから付けられたそうです。

カルマン・フィルタを非線形性の強い問題に適用する手法は多く提案されてきましたが、計算がより複雑になるとともに計算負荷が高くなり、カルマン・フィルタの良さであるシンプルさが失われてしまう傾向がありました。UKF は、EKF とは考えがやや異なるものの、考え方そのものは比較的シンプルで分かりやすいため、ロボット制御などの分野に应用されています。

UKF では、EKF と異なりヤコビアンを計算する必要がないため、計算アルゴリズムの実装はむしろ簡単になります。このため、計算機リソースに少し余裕がある場合は、EKF よりむしろ UKF の採用を最初に考えた方が良くかもしれません。

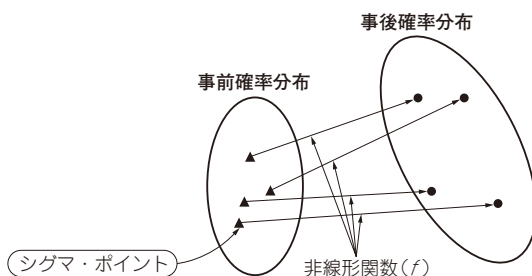


図1 事前確率分布でサンプルされた点の事後確率分布への写像

● UKFの基本的な考え方

UKFの基本的な考え方は、非線形関数を通過した後の、事後確率分布を統計的に近似するという発想に基づいています (図1)。

▶①非線形写像

非線形性が強いシステムでは、事前確率分布から線形近似に基づくガウス分布により、事後確率分布を予測することは困難ですが、非線形関数そのものは定義されているため、図1に示すように、事前確率分布により生成したサンプルの各点が非線形関数により事後確率分布のどの点に写像されるか知ることができます。

この特性から、例えば、多数の乱数的に生成された入力サンプルを用意し、各サンプルに非線形関数を適用して事後確率分布への写像を求めた上で、各点の統計値を分析すれば事後確率分布の統計的性質を得ることができます。粒子フィルタ (Particle Filter) と呼ばれる手法では、こうした多数のサンプル点を用いて、非線形特性の強い系の推定問題に適用することができます。

▶②シグマ・ポイント

多数のサンプルを用いる手法だと、EKFよりも計算負荷が高くなってしまいうという課題があります。UKFでは、シグマ・ポイントという比較的少数 (状態量の次元が n のとき、 $2n+1$ 個) のサンプル点を用いることが特徴です^{注1}。これにより、計算負荷を著しく増加させることなく、事後確率分布の統計的性質を比