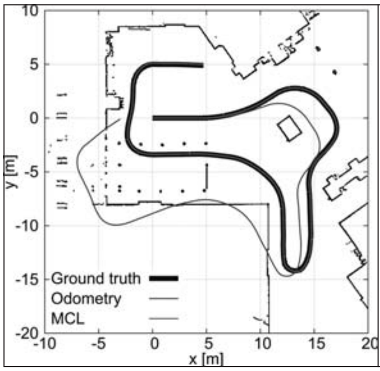
本誌のご購入はこちら



第6章　LiDAR空間スキャンで誤差の蓄積を減らす

自己位置推定ツール⑥ 3D点群とモデルで推定！粒子フィルタ

赤井 直紀 Naoki Akai

自己位置推定とは，与えられた地図上で，ロボットや自動車などの対象の相対位置を求める技術です．ロボットや自動車は外界を計測するためのセンサを搭載しているものとし，そのセンサの計測値と地図を比較することで，自己位置推定を行います．確率ロボティクス[(1)]という本では，この問題を確率的に解く方法が述べられています．

確率的自己位置推定の定式化，およびそれに関わる数学的知識を簡単に説明します．そして定式化された式を基に，粒子フィルタによる自己位置推定の実装例Monte Carlo Localization（MCL）の動作を説明します．

確率的自己位置推定の基礎

確率的自己位置推定では，確率に関する知識を用います．ここでは，自己位置推定の定式化において用いられる，確率の予備知識を説明します[(3)]．

● 確率変数間の関係を表すグラフィカル・モデル

グラフィカル・モデルとは，確率変数間の関係を図にに表したものです．

グラフィカル・モデルでは**図1**のように，白色のノードが未知（推定したい）変数，灰色のノードが可観測変数を表します．どの色や形のノードが何の変数を表すかは，教科書や論文によって違います．

グラフィカル・モデルにもいくつかの種類がありますが，自己位置推定では有向非循環グラフ（ベイジアン・ネットワークとも呼ぶ）を用います．これは，確率変数間の依存関係を矢印で表したグラフで，「矢印の先の変数は，矢印の根元の変数に依存している」ということを意味します．

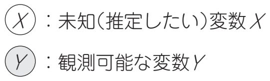


図1　グラフィカル・モデルに使うノードの意味
色や形で，未知なのか，観測可能なのかを表現する

有向非循環グラフは，依存関係を表す矢印間でループ（循環）が存在しません．ループが存在しないので，未知変数の推定が困難になることを防げます．グラフィカル・モデルを用いると，変数同士の関係性や式の展開が理解しやすくなるメリットがあります．

● 全確率の定理

確率論において重要な定理は，加法定理と乗法定理です（コラム p.120 参照）．

$$p(Y)=\int p(X,Y)dX \cdots\cdots (1)$$

$$p(X,Y)=p(Y|X)p(X) \cdots\cdots (2)$$

この2つの関係を用いると，全確率の定理を導くことができます．

$$p(Y)=\int p(Y|X)p(X)\mathrm{d}X \cdots\cdots (3)$$

全確率の定理を表すグラフィカル・モデルを**図2（a）**に示します．「変数Yが変数Xに依存している」という関係です．この関係が成り立つときには全確率の定理が適用できることを覚えておくと，後で示す式展開が理解しやすいでしょう．

全確率の定理を良く見ると，左辺は変数Yに関する確率のみを表しますが，右辺は，変数Xが与えられた下での変数Yの条件付き確率$p(X|Y)$，変数Xに関する確率$p(X)$です．

これはすなわち「Yに関する確率を求めるために，Xに関する確率と，Xが与えられた下でのYに関する確率を導入できる」ことを意味しています．すなわち，「Xを用いてYを予測できる」ということを意味しています．

● ベイズの定理

式（1）～（3）を用いると，次に示すベイズの定理が導けます．

$$p(X|Y)=\frac{p(X,Y)}{p(Y)}=\frac{p(Y|X)p(X)}{p(Y)}$$

【セミナ案内】［演習あり］オームの法則と位相が分かれば電子回路がすべてわかる（基礎/応用編）── 全2日間でLTspiceの演習を交えながら回路の振る舞いを視覚的に理解する
【講師】石井 聡 氏，9/14（土），21（土）33,000円（税込み），https://seminar.cqpub.co.jp/