

指数分布に従う受信強度モデルに基づく位置推定に関する一検討

廣田 祐馬[†] 羽多野 裕之[†] 藤井 雅弘[†] 伊藤 篤[†] 渡辺 裕[†][†]宇都宮大学大学院 工学研究科 情報システム科学専攻

1 はじめに

近年、様々なサービスを提供するために屋内における位置情報の取得に関する研究が進められている。現在、位置情報を取得するための手段として、地球を周回する衛星からの信号を利用する全地球測位システム (Global Positioning System:GPS) が広く用いられている。しかしながら、屋内環境においては壁などの障害物により信号の反射や遮蔽が発生するため位置推定に利用できる衛星数が減少し、位置推定精度が低下するという問題点がある。

GPS を用いない位置情報の推定方法として、無線 LAN などの Access Point(AP) から送信された信号を端末において観測し、その受信強度 (Received Signal Strength Indicator:RSSI) から推定した距離を用いて最小二乗法 (Least Square:LS) による位置推定を行う手法がある。しかし、LS 推定では RSSI の変動によって推定距離に誤差が生じると位置推定精度が低下するという問題がある。

本稿では、AP との距離推定において RSSI の分布を考慮することにより推定距離の誤差を減少させる方法について提案し、提案手法によって、より精度の高い位置推定が可能であることを示す。

2 RSSI モデルと距離推定

位置推定を行うノードにおいて K 個のアンカーノード (Anchor Node:AN) が利用できると仮定し、第 k 番目の AN の位置を $\underline{l}_k = [x_k, y_k]^T$, ($k = 0, \dots, K-1$) とする。本稿では、 $\underline{\cdot}$ は縦ベクトル、 $\underline{\cdot}^T$ は転置を意味する。この時、 $\underline{s} = [x, y]^T$ に位置するターゲットノード (Target Node:TN) と第 k 番目の AN との距離 d_k は

$$d_k = \|\underline{l}_k - \underline{s}\| = \sqrt{(x_k - x)^2 + (y_k - y)^2} \quad (1)$$

で与えられる。

2.1 距離減衰モデル

まず、距離 d_k による RSSI の減衰モデルについて説明する。第 k 番目の AN から送信された信号を TN で観測した時の RSSI を r_k とし、その平均値 \bar{r}_k が

$$\bar{r}_k = \alpha d_k^{-\beta} \quad (2)$$

A study on location estimation method based on RSSI model followed by exponential distribution

Yuma Hirota[†], Hiroyuki Hatano[†], Masahiro Fujii[†], Atsushi Ito[†], Yu Watanabe[†]

[†]Department of Information Systems Science, Graduate School of Engineering, Utsunomiya University

で与えられると仮定する。ここで、 (α, β) は距離による RSSI の減衰を表すパラメータであり、AN 番号 k に依存しないものとする。

式 (2) から、 r_k を観測した時に d_k の推定値 \hat{d}_k を得ることができる。この時、 (α, β) の推定値として $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ が得られているとすると、 \hat{d}_k は

$$\hat{d}_k = \left(\frac{\hat{\alpha}}{r_k} \right)^{\hat{\beta}^{-1}} \quad (3)$$

で与えられる。しかしながら、実環境における RSSI はマルチパス伝搬などの影響を受けて変動するため r_k と \bar{r}_k は必ずしも一致せず、 \hat{d}_k には誤差が生じる。従って、位置推定の精度を向上させるためには RSSI の変動を考慮して距離推定を行う必要がある。

2.2 指数減衰モデル

RSSI の変動を表現するモデルとして、指数分布や対数正規分布などの確率分布を用いたモデルが提案されている。本研究では、 r_k が

$$p(r_k) = \frac{1}{\bar{r}_k} \exp\left(-\frac{r_k}{\bar{r}_k}\right), (r_k \geq 0) \quad (4)$$

の確率密度関数に基づく指数分布に従う確率変数の標本であると想定する [1]。

指数分布に従う標本 r_k が得られた時、 \hat{d}_k は r_k の変動に従う確率変数であることから、本稿では $E\{\hat{d}_k\} = d_k$ を満足するような \hat{d}_k を求める。式 (3) と同様に $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ を用いると、 \hat{d}_k は

$$\hat{d}_k = \frac{1}{\Gamma(1 - \hat{\beta}^{-1})} \left(\frac{\hat{\alpha}}{r_k} \right)^{\hat{\beta}^{-1}} \quad (5)$$

で与えられる。式 (3) と式 (5) を比較すると、ガンマ関数の逆数による係数部分のみが異なる。

また、 $\hat{\beta} = \beta$ が成立すると仮定する時、

$$E\{(\hat{d}_k - d_k)^2\} = \left(\frac{\Gamma(1 - 2\hat{\beta}^{-1})}{(\Gamma(1 - \hat{\beta}^{-1}))^2} \left(\frac{\hat{\alpha}}{\alpha} \right)^{2\hat{\beta}^{-1}} - 1 \right) d_k^2 \quad (6)$$

であるので、 \hat{d}_k の推定精度を示す指標である誤差分散は d_k^2 に比例する事がわかる。

3 位置推定手法

ここでの目的は、TN において第 k 番目の AN からの信号を独立に M 回観測したと想定し、得られた

$\{r_{k,m}\}_{k=0,\dots,K-1,m=0,\dots,M-1}$ を用いて \underline{s} の推定値 $\hat{\underline{s}}$ を得ることである。なお、本稿では $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ が与えられているものとする。

3.1 LS 推定

LS 推定では、 $r_{k,m}$ を用いて、 d_k の推定値が $\hat{d}_{k,m}$ として与えられた時、

$$\hat{\underline{s}} = \arg \min_{\underline{s} \in \mathbb{R}^2} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{m=0}^{M-1} \left(\|\underline{s} - l_k\| - \hat{d}_{k,m} \right)^2 \quad (7)$$

として $\hat{\underline{s}}$ を求める。ここで、 \mathbb{R} は実数集合を意味する。

3.2 ML 推定

$\underline{r} = [r_0^T, \dots, r_{K-1}^T]^T$, $\underline{r}_k = [r_{k,0}, \dots, r_{k,M-1}]^T$ が観測され、かつ \underline{s} の事前分布 $p(\underline{s})$ が利用できないとすると、尤度関数 $p(\underline{s}|\underline{r}, \hat{\alpha}, \hat{\beta})$ を最大化する最尤 (Maximum Likelihood: ML) 推定が最適な推定規範となる。

\underline{r} の要素が互いに独立であることと、 $d_k = \|\underline{l}_k - \underline{s}\|$ なる関係を利用すると、ML 推定では

$$\hat{\underline{s}} = \arg \min_{\underline{s} \in \mathbb{R}^2} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{m=0}^{M-1} \left\{ \frac{r_{k,m}}{\hat{\alpha} \hat{\beta} \|\underline{s} - l_k\|^{-\hat{\beta}}} - \ln \|\underline{s} - l_k\| \right\} \quad (8)$$

として $\hat{\underline{s}}$ を求める。

3.3 重み付き LS 推定

本稿では、RSSI の変動が指数分布に従うという仮定の下、LS 推定における位置推定精度を向上させるために式 (5) による分布を考慮した距離推定を提案する。さらに、式 (6) より \hat{d}_k の推定誤差分散が \hat{d}_k^2 に比例することを用いて周囲の AN に重み付けを行う手法 (Weighted Least Square: WLS) [2] も合わせて導入し、

$$\hat{\underline{s}} = \arg \min_{\underline{s} \in \mathbb{R}^2} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{m=0}^{M-1} \left(\frac{1}{\hat{d}_{k,m}^2} \right) \left(\|\underline{s} - l_k\| - \hat{d}_{k,m} \right)^2 \quad (9)$$

として $\hat{\underline{s}}$ を求める。

4 数値計算例

LS と WLS の距離推定において r_k の分布を考慮した場合としない場合、および ML による位置推定の推定精度を数値計算によって評価する。図 1 に、位置推定を行うためのフロア構成と AN の配置を示す。TN は 1[m] グリッドで区切った図中の破線の交点で位置推定を行うものとし、真の位置 \underline{s} で推定位置 $\hat{\underline{s}}$ が得られた時の $E\{\|\underline{s} - \hat{\underline{s}}\|\}$ を位置推定誤差とする。各位置において 1000 回の独立な試行における平均値を平均推定誤差とする。本稿では、真の伝搬パラメータとして $\alpha = 3.958 \times 10^{-4}$, $\beta = 2.5$, 各 AN に対する RSSI の観測数 $M = 1$ の場合について検討する。

各推定手法における誤差分布のシミュレーション結果を図 2 に示す。図中の色が濃いほどその地点における誤差が小さいことを表している。また、ML 推定では TN 座標 \underline{s} と AN 座標 l_k が同一の場合に位置推定を行うことができないため、この部分を白色とした。

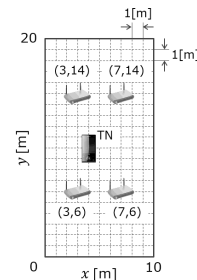


図 1: 周辺ノードの配置

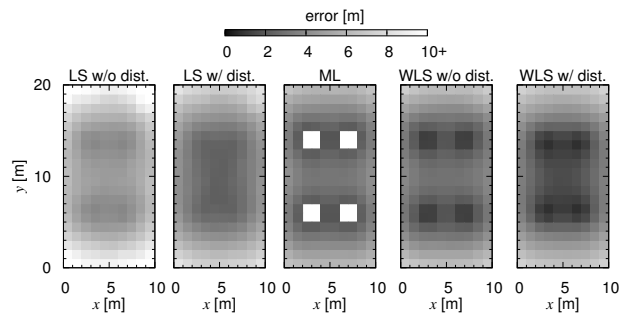


図 2: 各推定手法における誤差分布

LS 推定においては、 r_k の変動を考慮した距離推定を行うことにより誤差の減少が確認できる。しかし、LS 推定では全ての AN を等しく信頼するため、TN-AN 間距離が大きい場合は分布の考慮にかかわらず誤差が大きくなる。ML 推定では距離の遠い AN が推定結果に与える影響が相対的に小さくなるため、LS 推定のような推定エリア端部における誤差の増加は少ない。

WLS 推定においては、分布の考慮によらず全体的な誤差の減少が見られた。特に、AN 付近での誤差減少が顕著であるほか、分布を考慮する場合はエリア中心部での誤差減少も確認できる。一方で、分布を考慮することにより誤差が増加する場合も確認された。これは、位置推定において近い AN の距離推定誤差が支配的になるためであると考えられる。

5 おわりに

本稿では、RSSI の分布を考慮した距離推定について述べた。LS, ML, WLS の各推定手法について計算機シミュレーションを行い、分布の考慮により位置推定誤差を減少させることができることを示した。今後は、伝搬パラメータ (α, β) が真の値と異なる場合の位置推定誤差への影響を評価していく予定である。

参考文献

- [1] 高島雅弘, 趙大鵬, 柳原健太郎ほか: センサネットワークにおける受信電力と最ゆう法を用いた位置推定, 電子情報通信学会論文誌 B, Vol.J89-B, No.5, pp.742-750(2006).
- [2] 石倉純次, 相川聡: 無線 LAN 端末測距精度を相互利用した重み付け位置推定手法に関する一検討, 電子情報通信学会技術研究報告, CS2010-55, pp.23-28(2010).