

2012年度 卒業研究論文

無線LANの電波強度を用いた屋内における位置推定

立命館大学理工学部電気電子工学科
情報通信システム（久保）研究室

藤居 翔吾

Contents

Chapter 1	緒言	3
Chapter 2	電波強度を用いた位置推定	5
2.1	電波強度を用いた位置推定	5
2.2	長所と短所	5
Chapter 3	電波伝搬の法則	6
3.1	自由空間における伝搬モデル	6
3.2	見通しの良い空間における伝搬モデル	6
3.3	対数正規シャドウフェージング	8
3.4	屋外における伝搬モデル	8
3.4.1	Erceg モデル	9
3.4.2	Stanford University Interim(SUI) モデル	9
3.5	経路損失と受信信号強度	10
Chapter 4	距離推定による位置推定	11
4.1	フリスの公式	11
Chapter 5	データベース比較による位置推定	12
5.1	長所と短所	12
5.2	k 近傍法を用いた位置推定	12
5.2.1	Survey Phase	13
5.2.2	Estimation Phase	14
5.3	ベイズ推定を用いた位置推定	15
5.3.1	Survey Phase	15
5.3.2	Estimation Phase	16
5.3.3	ヒストグラム補完	18
Chapter 6	実験	21
6.1	実験 1	21
6.1.1	実験方法	21
6.1.2	解析方法	23
6.1.3	実験結果	24
6.1.4	k 近傍法を用いた位置推定	25
6.1.5	ベイズ推定を用いた位置推定	27
6.2	実験 2	33

6.2.1	実験方法	33
6.2.2	解析方法	34
6.2.3	実験結果	35
6.2.4	k 近傍法を用いた位置推定	36
6.2.5	ベイズ推定を用いた位置推定	38
6.3	各手法の精度評価	44
Chapter 7 結言		47
Appendix A 正規分布における最尤推定法によるパラメータ決定		50

Chapter 1 緒言

2007 年 4 月, 日本版 E911(緊急通報) の国内法施行により, 緊急通報に携帯電話による警察・消防などへの位置情報を付加することが義務づけられた [1]. さらに, 地理空間情報活用推進基本法 (2007 年 8 月施行)[2], 宇宙基本法 (2008 年 8 月施行)[3] 等の関連法案の整備も進み, 位置情報を利用するサービスの開発および提供が進んでいる. これに伴い, GPS(Global Positioning System: 全地球測位システム) 機能を搭載した携帯情報端末 (携帯電話等) が普及したことで, これまでに浸透していた車の案内・誘導を行うナビゲーションシステムが, 人を対象とした歩行者ナビゲーションシステムへサービスの範囲が拡大している. さらに, 位置情報サービスはナビゲーションだけでなく, 弱者の見守り, 経路探索, モバイル広告など, 位置情報に関連した情報配信が進展している. これらの位置情報サービスの対象エリアは GPS による衛星測位をベースに実現されてきたため, ほとんど屋外で利用されている.

屋外の衛星測位においては, QZSS(Quasi-Zenith Satellite System: 準天頂衛星システム) を含む GNSS(Global Navigation Satellite System: 全地球航法衛星システム) の整備, および GNSS の複合技術によって, GPS 単体での測位困難なエリアも測位可能になることが期待されている [4].

しかし, 衛星測位方式は衛星からの無線信号を受信して位置を測位するシステムであるため, 衛星からの無線信号が届かないような建物の内部や地下街では測位することができない. また, ビルの谷間や建物の窓際では捕捉できる GPS 衛星の数が減少するため, 測位精度が低下する.

そのため, 屋内で測位を行うためには無線 LAN(Local Area Network), RFID(Radio Frequency Identification), Bluetooth, UWB(Ultrawideband) などの無線通信技術を用いた屋内測位, LED(Light Emitting Diode) 可視光通信, 赤外線通信, レーザーなどの光通信技術を用いた屋内測位, およびカメラの映像から位置を特定する屋内測位など様々な屋内測位が考案されている [5].

GPS の普及に伴い, 測位の利用が身近なものとなり, 近年では屋内測位の研究が盛んになっている. 屋内測位は限られた範囲であれば三角測量などの各種の高精度技術が適用できるが, ナビゲーションのような広域なサービスを提供しようとするインフラコストが膨大になるという問題点を有する. そこで, レンジフリー型の測位が検討されている. レンジフリーとは位置情報を発信している基準点が分散配置され, 基準点にアクセスすることによりその位置情報を取得する測位方式である. 例えば, レンジフリー型の測位手法の一つとして, 自立航法 (デッドレコニング) は原理的にインフラを必要としないことから効果的であるが, 誤差の累積により限定的な利用が考えられる. 屋内の測位方式の概要を Table 1.1 に示す. また, それらの測位方式の長所と短所について, Table 1.2 に示す.

本論文において, 2 章では, 電波強度 RSSI[dBm] を利用した位置推定手法について説明する. 3 章では, 電波伝搬の概要について, 伝搬環境ごとの理論, モデルを示す. 4 章では, フリスの公式を用いた距離推定手法を示す. 5 章では, データベース比較による位置推定手法を, k -近傍法による手法とベイズ推定による手法, の 2 手法による位置推定方法を述べる. そして 6 章でそれぞれの位置推定手法を, 実データを用いた実験による評価を行う. 最後に 7 章で結言を述べる.

Table 1.1: 屋内測位方式

測位手法	技術	概要
レンジフリー方式	RFID, IMES 等	基準点の位置を自身の位置とみなす
三角測量方式	GPS,WLAN 等	複数の基準点から測位対象までの距離を計測し位置を推定する
デッドレコニング	ジャイロセンサ, 加速度センサ等	既知点からの相対移動量によって現在位置を推定する
環境認識	レーザーレーダ, 画像認識等	カメラ等で認識した環境から位置を推定する

Table 1.2: 屋内測位方式の長所と短所

測位手法	長所	短所
レンジフリー方式	システムが単純かつ安定している	位置精度が基準点の設置間隔に依存する
三角測量方式	精度が高い	システム構築が複雑
デッドレコニング	外部インフラが不要 (短い時間は高精度)	誤差が累積する
環境認識	環境側の設備が必要ない	事前の環境情報が必要

Chapter 2 電波強度を用いた位置推定

2.1 電波強度を用いた位置推定

一般的に、送信機と受信機との間の距離が大きいほど、受信機で受け取る電波強度 [dBm] は小さくなる。信号強度と距離の関係が分かると、二つの端末の間の距離を決定することができる。つまり、数台の無線電波送信機と、対象となる端末が通信可能であるとき、三角測量により、対象の位置を推定することができる。

電波強度を用いた位置推定手法は、大きく分けて2つある。1つは、電波伝搬の関係式を用いる方法、もう1つは、基準となる地域において測定した電波強度から構成されている、データベースを検索する方法である。特に、後者のデータベースを用いる方法はよく、“フィンガープリント法”と呼ばれる [6]。

2.2 長所と短所

電波強度を用いた位置推定では、データの取得に既存の無線通信システムを用いるため、大幅なハードウェアの変更を必要とせず、受信機に照射された信号電波強度を読み取る機器と、それを解析し位置推定を行うソフトウェアのみ用いる。また、変調方式、データ転送速度、システムタイミング精度等には依存しない。送信側と受信側間の、システムの同期や調整も不要である。したがって、電波強度を用いた位置推定機能は、低いコストで構築することが可能である。

一方で、電波干渉やマルチパスにより、電波強度のばらつきが大きくなり、その結果、位置推定精度が下がるという、欠点が考えられる。また、電波伝搬が位置や環境により固有であり、それにより、位置推定を行う場所ごとに、位置推定システムを調整しなくてはならない。さらに、データベースを用いた手法では、三角測量に最低必要な基準点の数と比較すると、より多くの基準点を必要とする。また、対象の向いている方向や、対象の傍にある物体により、位置推定精度が影響を受ける。

Chapter 3 電波伝搬の法則

受信する電波強度の大きさと、電波を放射している送信機との距離の関係式は、電波が伝搬する環境によって関係式が定義される。その中でも最も単純な関係式は、自由空間における関係式である。実際の電波伝搬では、電波吸収、反射、妨害、電磁波の散乱等の影響を受けるが、そのような外乱に対する距離の関係式を正確に表現することは難しい。

3.1 自由空間における伝搬モデル

自由空間では、受信電力 P_r [W] と信号波長 λ [m] での距離 d [m] の関係式を以下のように表わすことができる。

$$P_r = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 d^2} \quad (3.1)$$

ここで、 G_t は送信のアンテナゲイン、 G_r は受信のアンテナゲイン、 P_t は送信電力 [W] を示している。また、式 (3.1) より、経路利得 PG を以下のように導出できる。

$$PG = \frac{P_r}{P_t G_t G_r} = \left(\frac{\lambda}{4\pi d} \right)^2 \quad (3.2)$$

さらに、式 (3.2) 経路利得を対数表現すると、以下ようになる。

$$\begin{aligned} PG_{dB} &= 10 \log PG \\ &= 20 \log \left(\frac{\lambda}{4\pi d} \right) [dB] \end{aligned} \quad (3.3)$$

自由空間において、送信電力とアンテナゲインが既知であると、式 (3.3) より受信電力から、距離を算出することができる。しかし、送信器に接続されている端末や、伝搬経路付近の物体や、地面などの伝搬環境により、受信電力と距離の関係式が変化する。

受信電力は、付近の物体や、伝搬経路中の遮蔽物からの反射のために異なる経路を経て伝搬する信号ベクトルの総和であると考えられる。その結果、伝搬経路中に遮蔽物がある場合、送信機から受信機へ直進して伝搬される電波よりも、照射された全ての信号ベクトルが受信機へと届かないため、電波強度の値が不安定となる。また、付近の遮蔽物が移動すると、受信電波強度も、時間とともに変化する。さらに、伝搬経路中の建物や壁、床などの大きな遮蔽物も、送信電波を減衰させる要因となる。

3.2 見通しの良い空間における伝搬モデル

見通しの良い空間 (Open Field) において、受信機と送信機との距離と、平均受信信号強度との関係は、境界距離 d_0 において、2 つの線形関数にて表わされる。その二つの関数は、以下のように表

わすことができる.

$$PG_{dB} = -20 \log\left(\frac{4\pi d_0}{\lambda}\right) - 20 \log\left(\frac{d}{d_0}\right) \quad d \leq d_0 \quad (3.4)$$

$$PG_{dB} = -20 \log\left(\frac{4\pi d_0}{\lambda}\right) - n \cdot 10 \cdot \log\left(\frac{d}{d_0}\right) \quad d > d_0 \quad (3.5)$$

ここで, n は距離 d の指数部であり, 環境により n の値は以下のように変わる.

$$n = \begin{cases} 2 & \text{自由空間} \\ 2.7 \sim 3.5 & \text{郊外} \\ 1.6 \sim 1.8 & \text{見通しの良い屋内} \\ 4 \sim 6 & \text{見通しの悪い屋内} \end{cases} \quad (3.6)$$

また, $\lambda[\text{m}]$ は波長, $d_0[\text{m}]$ は 2 線形関数の境界であり, d_0 は次式にて定義される.

$$d_0 = \frac{(12b_1b_2)}{\lambda} \quad (3.7)$$

ここで, b_1, b_2 はそれぞれ, 受信機と送信機のアンテナの高さである. 例として, $n = 3.3$, $f = 2.45[\text{GHz}]$, $b_1 = b_2 = 0.3[\text{m}]$ とすると, 伝搬利得と距離の関係は Fig. 3.1 のようになる.

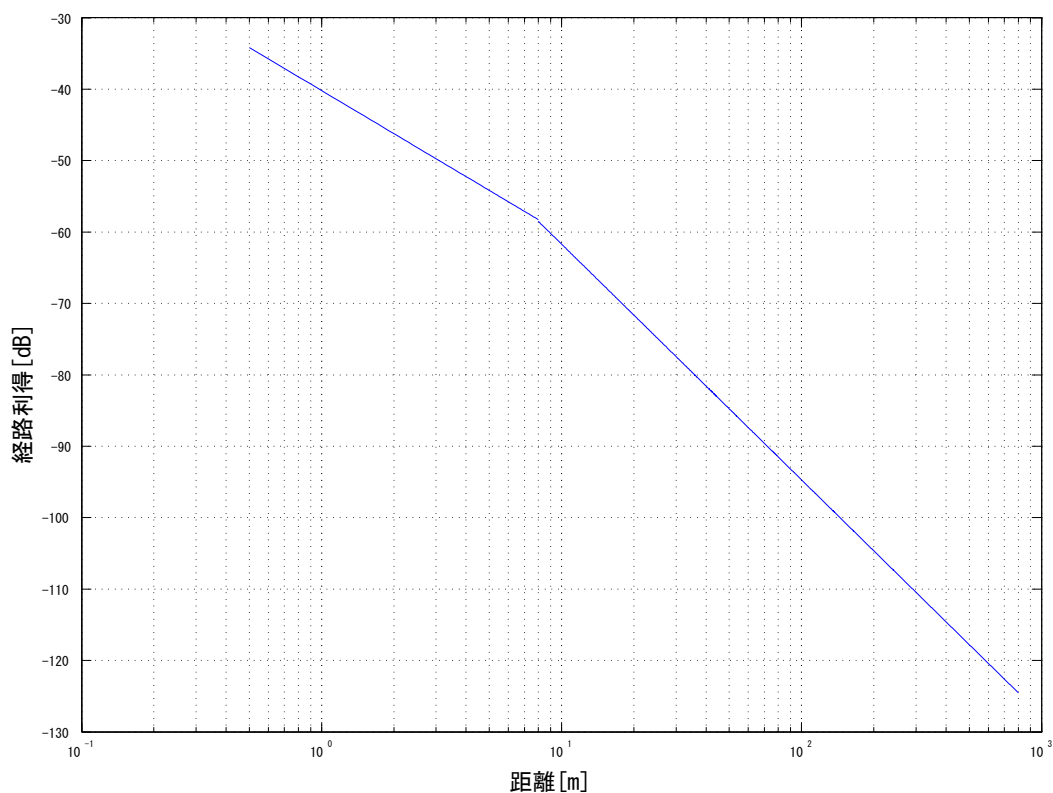


Fig. 3.1: 経路利得曲線の例: $n = 3.3$, $f = 2.45[\text{GHz}]$, $b_1 = b_2 = 0.3[\text{m}]$

3.3 対数正規シャドウフェージング

フェージング (Fading) とは, 無線局の移動や時間経過により, 無線局での電波の受信レベルが変動する現象であり, しばしば確率過程としてモデル化される. 3.1 小節にて, 自由空間における電波伝搬の式を示したが, 現実世界において, そのような単純なモデルで表現できることは稀であり, より正確なモデルを表現するには, 電波の反射や, 回折, 散乱等の外乱を考慮しなければならない. 与えられた環境においては, 平均受信電波強度を見ることにより, 電波伝搬の様子を分析できる. 特に, フェージングは, 伝搬経路が遮蔽物による妨害により生じ, その現象を対数正規確率変数により表現することができる. すなわち, 電波伝搬モデルは次式のように求めることができる.

$$PG_{dB} = 20 \log\left(\frac{4\pi d_0}{\lambda}\right) + n \cdot 10 \cdot \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma \quad d > d_0 \quad (3.8)$$

ここで, PG_{dB} は経路利得, $\lambda[\text{m}]$ は波長, $d_0[\text{m}]$ は 2 線形関数の境界であり, 式 (3.7) にて表わされる. また, n は距離 d の指数部である. さらに, X_σ はガウス性白色雑音を示している. 分散 σ , n は, 環境によって以下のように経験的に次のような値になることが知られている [7][8].

Table 3.1: 伝搬環境ごとのパラメータの決定

環境	周波数 f	n	$\sigma[\text{dB}]$
真空		2.0	0
小売店内	914MHz	2.2	8.7
食料品店内	914MHz	1.8	5.2
堅い仕切りで区切られた建物内	1.5GHz	3.0	7
柔らかい仕切りで区切られた建物内	900MHz	2.4	9.6
柔らかい仕切りで区切られた建物内	1.9MHz	2.6	14.1
繊維または化学繊維中を伝搬	1.3GHz	2.0	3.0
繊維または化学繊維中を伝搬	4GHz	2.0	7.0, 9.7
金属加工品中を伝搬	1.3GHz	1.6	5.8
金属加工品中を伝搬	1.3GHz	3.3	6.8

3.4 屋外における伝搬モデル

屋外のモバイルネットワークや固定された無線送信機ネットワーク等の範囲予測の詳細は, 屋内の予測とはシステムが異なる. しかし一般的には, 式 (3.8) のように, 対数線形近似できる. その実験値から構成される特定の周波数に対するモデルは, 大都市や郊外, 見通しの良い場所における, 建物密度の程度や, その地形により各パラメータが決定される.

3.4.1 Erceg モデル

Erceg モデルは、アメリカで 95 個の 1.9[GHz] で動作する既存のマクロセル AT&T Wireless Service¹によって採取された実験データを基に作成された [9]. それにより、経路損失モデルは次式のように表わすことができる.

$$PL[dB] = 20 \log\left(\frac{4\pi d_0}{\lambda}\right) + \gamma \cdot 10 \cdot \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + \chi \quad d \geq d_0 \quad (3.9)$$

ここで, $PL[dB]$ は経路損失, $\lambda[m]$ は波長, $d_0[m]$ は 2 線形関数の境界であり, 式 (3.7) にて表わされる.

また, γ は, 経路損失の指数部であり, 次のように表現することができる.

$$\gamma = (a - bh_t + \frac{c}{h_t}) + x\sigma_\gamma \quad 10[m] \geq h_t \geq 80[m] \quad (3.10)$$

ここで, h_t は無線電波送信機の設置高さ, σ_γ は γ の標準偏差, x はガウス性の白色雑音, χ はフェージングの構成要素で, 平均値 $\mu = 0$ のガウシアン関数として次式にて表わすことができる.

$$\chi = y(\mu_\sigma + z\sigma_\sigma) \quad (3.11)$$

ここで, y と z は正規分布 $N[0, 1]$ に従う確率変数である. 一般的に χ の標準偏差は, 8.2~10.6[dB] の間の値を取る.

3.4.2 Stanford University Interim(SUI) モデル

Stanford University Interim (SUI) モデルは, Erceg モデルによって導出される. このモデルは, 2.5[GHz]~2.7[GHz] 帯電波を用いた, 固定無線送信機に対して使われる. SUI モデルでは, 3 種類の伝搬環境ごとに分類される. 地形 A は, 最も大きい経路損失であり, 起伏のある地形である. 地形 C は, 最も小さい経路損失であり, 平坦な地形である. 地形 B は, 地形 A と地形 C の間程度の経路損失である. これらの経路損失は以下のような式で定義される [10][11].

$$PL[dB] = 20 \log\left(\frac{4\pi d_0}{\lambda}\right) + 10 \cdot \gamma \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_f + X_b + s \quad d > d_0 \quad (3.12)$$

ここで, $d[m]$ は受信機と送信機との距離, $\lambda[m]$ は波長, $d_0 = 100[m]$ であり, 式 (3.7) にて表わされる. s は対数正規分布に従う変数で, 遮蔽物によるフェージングに対する値であり, その値は 8.2~10.6[dB] 程度である. γ は, 経路損失の指数部であり, 式 (3.10) にて表現することができる. X_f は, 動作周波数 $f[\text{MHz}]$ の補正係数であり, 次式にて定義される.

$$X_f = 6.0 \log\left(\frac{f}{2000}\right) \quad (3.13)$$

X_b は, 無線送信機のアンテナに対する補正係数であり, 次式のように, 地形に対して, モデルが定義される.

$$X_b = -10.8 \log\left(\frac{f}{2000}\right) \quad \text{地形 } A, B \quad (3.14)$$

$$X_b = -20.0 \log\left(\frac{f}{2000}\right) \quad \text{地形 } C \quad (3.15)$$

Table 3.2: SUI モデル-地形別パラメータ

モデルパラメータ	地形 A	地形 B	地形 C
a	4.6	4.0	3.6
b[m ⁻¹]	0.0075	0.0065	0.005
c[m]	12.6	17.5	20
μ_σ	10.6	9.6	8.2
σ_σ	2.3	3.0	1.6

また, γ について, 各パラメータ a, b, c は, Table 3.2 のように与えられる.

これらのパラメータは, 与えられた環境によって異なる. そのため, 経路損失のモデル式も特定の環境に対するものであり, 一般的な環境に適用できるものではない.

3.5 経路損失と受信信号強度

電波伝搬の性質から, 経路損失あるいは経路利得と受信機と送信機間の距離は関連している. いくつか示されたモデル式から, 受信信号強度を観測することで, 距離を算出できることが分かる. その受信信号強度は, 経路損失や経路利得, 放射電力, 送信アンテナゲイン, 受信アンテナゲインによって構成されることが式 (3.1) からわかる. デシベル表示により, これらのパラメータの関係式を表わすと次式のようになる.

$$PG_{dB} = P_r - (P_t + G_t + G_r) \quad (3.16)$$

ここで, P_r は受信信号強度, P_t は送信電力, G_t, G_r は送信, 受信アンテナゲインであり, 全てデシベル表示されている. PG_{dB} は, 経路損失を負にしたものである.

¹アメリカ合衆国の大手電話会社

Chapter 4 距離推定による位置推定

4.1 フリスの公式

無線通信の自由空間において、全方向性アンテナを用いた時の送信電力 P_t [W] と受信電力 P_r [W] の関係式は、1946 年にフリス氏 (Harald T. Friis) によって発表 [12] されており、次式のように表現される。

$$P_r(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 d^n L} \quad (4.1)$$

ただし、 G_r は受信のアンテナゲイン、 G_t は送信のアンテナゲイン、 λ [m] は波長、 d [m] はアンテナ間の距離、 n は経路損失の指数を表わしており、受信電力 P_r は、距離 d のべき乗に比例することがわかる。 n は、測定環境によって次のように値が変化する。

$$n = \begin{cases} 2 & \text{自由空間} \\ 2.7 \sim 3.5 & \text{郊外} \\ 1.6 \sim 1.8 & \text{見通しの良い屋内} \\ 4 \sim 6 & \text{見通しの悪い屋内} \end{cases} \quad (4.2)$$

Fig. 4.1 はフリスの公式において、 $G_r = 1$, $G_t = 1$, $P_t = 1$ [mW], $\lambda = 0.1238$ [m] に設定し、 n を変化させた場合の曲線である。図 4.1 から、距離が長くなるにつれて、 n の値により RSSI の差が大きくなっていることが分かる。

このように、(4.1) 式を用いて、最適な n の値を決定することにより、測定した受信信号強度から、アクセスポイントまでの距離を求めることができる。

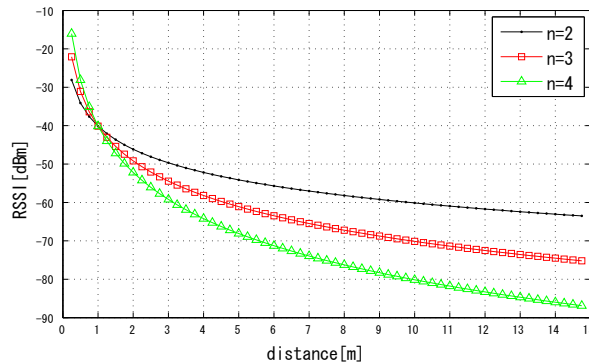


Fig. 4.1: フリス式の曲線

Chapter 5 データベース比較による位置推定

フリスの公式を用いた距離推定による位置推定と比較して、リアルタイムで取得してきた未知点でのアクセスポイント間の信号強度と、事前に取得してきた位置情報とその取得位置での信号強度との比較により位置推定をする手法は、位置推定時の伝搬環境と同じ環境及び同じ送信位置でのデータベースを用意することができれば、非常に高い位置推定精度が得られる。このようなデータベースを用いた位置推定技術は、フィンガープリント法、またはパターンマッチングという。データベースは、屋内、屋外に限らず、それが形成された特定の環境下において適用できる。ただし、同じ環境において、電波伝搬に対し影響を及ぼすような物理的変化が生じた場合、データベースの更新が必要である。

本研究における位置推定アルゴリズムは、2つの段階から構成されている。

- Survey Phase

無線 LAN アダプターを有する端末により、各アクセスポイントにおける信号強度を測定する。それらの測定データをデータベースに保存する。

- Estimation Phase

ある状態での未知点端末において、一定時間測定を行う。未知点端末は、Survey Phase と Estimation Phase によって測定された信号強度の分布によって、自身の位置を推定する。

測定データとの比較を行う手法は、いくつか提案されているが、本研究では、 k 近傍法を用いた手法と、ベイズ推定を用いた手法の 2 手法を用いて位置推定し、その測位精度を比較する。

5.1 長所と短所

データベース比較を用いた位置推定の長所は、推定対象となる位置の近くの基準点における、実際の経路損失に基づいているということである。それにより、フェージングやマルチパス等の正確にモデルに組み込めないような要因を回避することができる。しかし、測定した受信信号強度がデータベースに格納された値とは大きく異なる場合、位置推定精度が下がる。また、この手法の最大の欠点は、データベースを作成する際に、時間的にコストがかかる事、また、異なる環境で再利用することができないということが考えられる。

5.2 k 近傍法を用いた位置推定

k 近傍法 (k -nearest neighbor algorithm) は、測定データと全既知データとの距離を計算し、距離が最も近いものから順に L 個のデータを分析、推定する手法である。そのアルゴリズムは、以下のような流れで行われる。

5.2.1 Survey Phase

Fig. 5.1 に示すようにアクセスポイントが設置されているとする。Fig. 5.1 において、 \bullet はアクセスポイント AP (Access Points) を示しており、 \square は基準点 RP (Reference Points) を示している。Survey Phase では、各基準点において、ノートパソコン等の情報端末を用いて、受信信号強度データを取得する。この時、受信信号強度データは一つの基準点につき、X 軸の正負方向、Y 軸の正負方向の計 4 方向に対し測定する。

4 方向に対し測定する理由は、アクセスポイントによる電波放射が完全な無指向性ではないということ、また、受信信号強度が測定する情報端末のアンテナの位置によって値が変化するためである。さらに、受信信号強度は、同じ位置にアクセスポイントを設置しても、温度や湿度などの外因により伝搬経路が変化するため、様々な状況下において、受信信号強度データを取得することで測位精度を向上することができる。

一つの基準点に対し、4 方向の受信信号強度データを測定することを考えると、測定データベース向けの測定データは次のようなベクトルによって示される。

$$V_n \equiv (x, y, p, s_1, s_2, \dots, s_k, \dots, s_K)^T \quad (5.1)$$

ここで x, y は基準点の位置座標、 p は方向、 s_k は受信信号強度の平均値を示している。 k は k 番目のアクセスポイントであることを示しており、 K は測定したすべてのアクセスポイントの数となる。すなわち、 N 個のベクトル V が得られたとすると、各基準点において 4 方向分のデータを測定するので、 $\frac{N}{4}$ 個の基準点データの測定を行ったことを意味する。

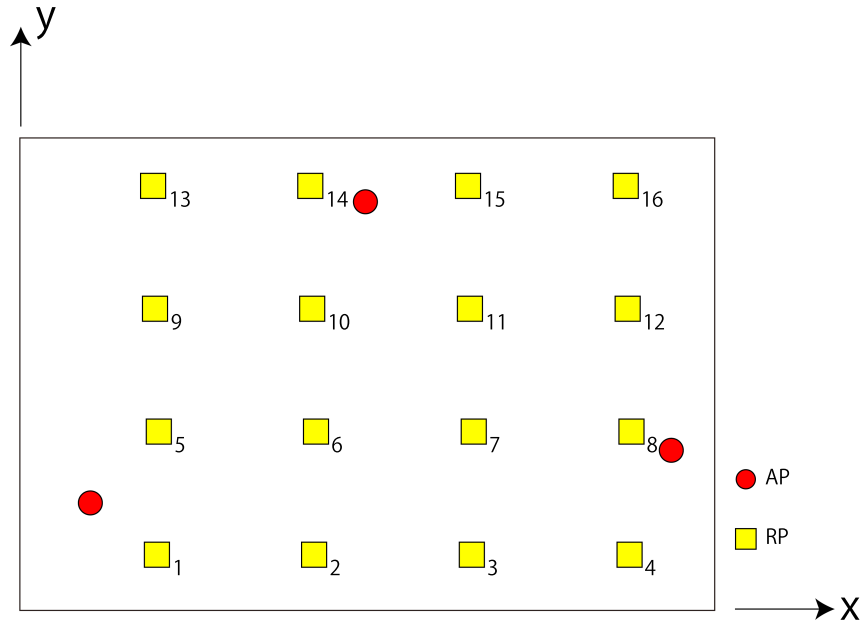


Fig. 5.1: データベースレイアウト

5.2.2 Estimation Phase

前項の手順により作成した信号強度データベースから、データベースとのパターンマッチングを行い、位置推定を行う。

本研究では、距離関数としてユークリッド距離を利用し、既知データとの距離を最小化する問題を考える。

ある未知点においてアクセスポイントからの次のような受信信号強度ベクトル $(s_{T1}, \dots, s_{TK})^T$ が測定できたとする。このとき、既知データとの距離 D_n は次のように与えられる。

$$D_n \equiv \sqrt{\sum_{i=1}^K (S_{Ti} - S_{i,n})^2} \quad (5.2)$$

また、ベクトルを用いて、次のように表わされる。

$$D_n \equiv |\mathbf{S}_T - \mathbf{S}_n| \quad (5.3)$$

ここで、 \mathbf{S}_T は未知点での信号強度ベクトル、 \mathbf{S}_n はデータベースに保持されている信号強度ベクトル、 n, i はそれぞれ n 番目の基準点、 i 番目のアクセスポイントであることを示している。

$L = 1$ とした最近傍法を用いると、既知データとの距離距離 D を最小とする二次元座標が、未知点座標の推定量となる。

未知点座標をより高い精度で推定する手法として、近接する基準点を 2 つ以上選び、それらの座標の加重平均を未知点座標の推定値とする手法が考えられる。

このとき、重み w_n は次のように定義する。

$$w_n = \frac{1}{\sum_{i=1}^K (S_{Ti} - S_{i,n})^2} = \frac{1}{D_n^2} \quad (5.4)$$

ここで重みは、距離 D_n の平方にて定義している。これにより、より近い距離のデータに対し、より大きい重みを与えることができる。

したがって、 L 個の最近傍において、位置推定量は次のように与えられる。

$$x = \frac{\sum_{l=1}^L x_l w_l}{\sum_{l=1}^L w_l} \quad (5.5)$$

$$y = \frac{\sum_{l=1}^L y_l w_l}{\sum_{l=1}^L w_l} \quad (5.6)$$

上記のようなアルゴリズムを用いて、未知点での座標を推定する。

5.3 ベイズ推定を用いた位置推定

データベースの信号強度ベクトルを用いた、未知点の信号強度ベクトルのパターンマッチングの手法として、最大となる事後確率を見つける手法がある。この手法は、しばしば MAP(Maximum a posteriori) 推定と呼ばれる。すなわち、受信信号強度ベクトルの確率は、データベースの値によって計算され、その確率が最大となる位置が、未知点の推定量となる [13]。

5.3.1 Survey Phase

Survey Phase において得られる信号強度から求められる状態は、ベクトルを用いて、次のように定義される。

$$s_k = (x_k \ y_k \ p_k)^T \quad (5.7)$$

ここで、 x_k, y_k は二次元座標、 p_k は端末の方向を示している。例えば、座標 (6,4) にて North 方向におけるベクトル $s_{k'}$ は、以下のように表わすことができる。

$$s_{k'} = (6, 4, 'North')$$

よって、Survey Phase にて得られる状態ベクトルの集合は次のように求められる。

$$S = (s_1 \ s_2 \ \cdots \ s_k \ \cdots \ s_K)^T \quad (5.8)$$

ここで、 K は得られた状態ベクトルの数であり、各基準点において 4 方向分のデータを測定するので、 $\frac{K}{4}$ 個の基準点データの測定を行ったことを意味する。

測定値は状態ベクトルごとに定義され、それぞれの測定値の集合を観測集合 o とする。観測集合 o の構成要素は受信信号強度 σ とアクセスポイントの識別要素 a である。識別要素にはアクセスポイントの MAC アドレスを用いる。これにより、 o は次のように求められる。

$$o_k = \{(\sigma_1, a_1), (\sigma_2, a_2), \dots, (\sigma_M, a_M)\} \quad (5.9)$$

ここで、 σ_i は信号強度、 a_i はアクセスポイントの MAC アドレスを示している。また、 M は状態ごとの観測値の数を示している。

a_i は、ネットワークに含んでいる N 個のアクセスポイントの中の一つのアドレスなので、以下の関係式が成り立つ。

$$a_i \in \{b_1, b_2, \dots, b_N\} \quad (5.10)$$

ここで、 b はネットワークに含んでいるアクセスポイントを示している。

k 近傍法を用いた方法とは異なり、 σ_i はアクセスポイント a_i についての信号強度の平均値ではなく、測定時間内に同じアクセスポイントから異なる信号強度を得られた場合には、個別にデータベースに格納する。例えば、最初の 3 つの観測が同じアクセスポイント b_1 から得られる、異なる信号強度だった場合、 $a_1 = a_2 = a_3 = b_1$ となる。したがって、一般的 M は、 $M \geq N$ となる。

5.3.2 Estimation Phase

ベイズ推定を用いた位置推定では、状態についての事前確率と事後確率との関係式で表現される、ベイズの定理に基づいている。次式にベイズの定理を示す。

$$P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)} \quad (5.11)$$

(5.11) 式で与えられるベイズの定理を用いて、事後確率である、状態ベクトルと観測集合の関係式は次式で与えられる。

$$P(s_k|o') = \frac{P(o'|s_k)P(s_k)}{\sum_{k=1}^K P(o'|s_k)P(s_k)} \quad (5.12)$$

ここで、 K は全ての状態の数を示しており、その数は基準点の数と方向の数の積となる。

$$K = (\text{全ての基準点の数}) \times (\text{全方向の数}) \quad (5.13)$$

また、 o' は未知点での観測集合であり、(5.14) 式のように与えられる。

$$o'_k = \{(\sigma'_1, a'_1), (\sigma'_2, a'_2), \dots, (\sigma'_M, a'_M)\} \quad (5.14)$$

(5.12) 式から、観測集合 o' を観測したときの、状態 s_k についての事後確率を与えられる。この、 $P(s_k|o')$ をすべての状態 s_k について計算し、最大値をとるときの s_k が状態推定量となる。

以下に、(5.12) 式の各項について検討する。

- $P(s_k)$ について

事前確率 $P(s_k)$ は、全ての状態 S による確率分布に基づく重みである。ここでは、未知点がデータベース適用範囲内の基準点の状態をとりうる確率は一様であると考え、状態ベクトルが計 K 個与えられているとすると、次式のように与えられる。

$$P(s_k) = \frac{1}{K} \quad (5.15)$$

- $P(s_k|o')$ について

$P(o'|s_k)$ は、Survey Phase において得られる観測結果を基にして作られる統計データにより与えられる。この統計データは状態ベクトル s_k ごとに、観測集合 o_k により導出される。観測結果は未知点での位置状態について独立である。つまりは、観測集合の確率 $P(O)$ は状態ベクトル s_k の推定結果に影響を及ぼさない。したがって、(5.12) 式において、 $P(s_k|o')$ は、 $P(o'|s_k)$ に比例すると考えられる。

$$P(s_k|o') \propto P(o'|s_k) \quad (5.16)$$

ベイズ推定を用いた位置推定において、最も重要な点は、Survey Phase にて状態ベクトル s_k ごとに、観測集合 o_k により導出される統計データより与えられる $P(o'|s_k)$ をどのように定義するかということである。

- $P(o'|s_k)$ について

$P(o'|s_k)$ は、状態ベクトル s_k における、未知点での観測集合 o' の確率を示している。 o' は (5.14) 式より、信号強度 σ_i はアクセスポイントの MAC アドレス a_i から構成されている。

ここで、状態 s_k において、2つの事象 A, B を以下のように定義する。

$$\begin{cases} \text{事象 } A : \text{測定データが } a'_i \text{ より得られる} \\ \text{事象 } B : \text{測定データの信号強度が } \sigma'_i \text{ である} \end{cases}$$

これにより、確率 $P(o'_i|s_k)$ は、次式のように示される。

$$P((a'_i, \sigma'_i) | s_k) = P(A \cap B | s_k) \quad (5.17)$$

また、(5.17) 式は条件付き確率の定義により次式のように示される。

$$P(A \cap B | s_k) = P(A | s_k) \cdot P(B | A, s_k) \quad (5.18)$$

事象 A は状態 s_k における、アクセスポイント a'_i の出現頻度を示しており、相対度数 f_i を用いて次のように表される。

$$f_i = \frac{a'_i}{\sum_{i=1}^N a'_i} \quad (5.19)$$

ここで、 $i = 1 \cdots N$ であり、 N はアクセスポイントの総数を示している。

よって、事象 A の確率 $P(A)$ は、次式のように示される。

$$P(A | s_k) = P(f_i | s_k) \quad (5.20)$$

同様に、 $P(B | A)$ は次式のように求められる。

$$P(B | A, s_k) = P(\sigma_i | b_i, s_k) \quad (5.21)$$

したがって、 $P(o'|s_k)$ は次式のように求められる。

$$P(o' | s_k) = \prod_{i=1}^N P(f_i | s_k) \prod_{j=1}^M P(\sigma_j | b_j, s_k) \quad (5.22)$$

ここで、 N は観測できたアクセスポイントの数、 M は観測できた受信信号強度を示している。

$P(f_i | s_k)$ と $P(\sigma_j | b_j, s_k)$ の統計データは Fig. 5.3.2 のようにヒストグラムとして保存される。ヒストグラムにおけるビンの幅は観測によって得られた情報から決定する必要がある。(5.22) 式の上、計算結果が 0 とならないように、すべてのビンにおいて確率の値が 0 を取ってはならず、ビンの幅はそれに応じて決定する。

また、k 近傍法と同様に、未知点座標をより高い精度で推定する手法として、近接する基準点を 2 つ以上選び、それらの座標の加重平均を未知点座標の推定値とする手法が考えられる。

このとき、重み w_n は次のように定義する。

$$w_n = P(s_k | o') \quad (5.23)$$

したがって, L 個の最近傍において, 位置推定量は次のように与えられる.

$$x = \frac{\sum_{l=1}^L x_l w_l}{\sum_{l=1}^L w_l} \quad (5.24)$$

$$y = \frac{\sum_{l=1}^L y_l w_l}{\sum_{l=1}^L w_l} \quad (5.25)$$

上記のようなアルゴリズムを用いて, 未知点での座標を推定する.

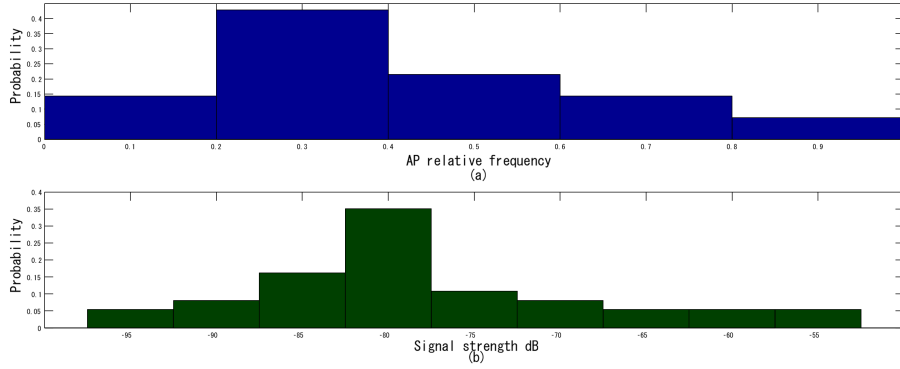


Fig. 5.2: ヒストグラムによるデータベースの保持: (a) ある基準点における特定のアクセスポイントの相対度数のヒストグラムの例 (b) ある基準点における特定のアクセスポイントの信号強度のヒストグラムの例

5.3.3 ヒストグラム補完

上記のように, $P(\sigma_i|b_i, s_k)$ はヒストグラムの形式で, 統計データが保存されるが, 受信信号強度 σ_i のサンプル数次第では, 推定に用いる際, 充分でない場合がある. ヒストグラムの例を Fig. 5.3 に示す. Fig. 5.3 において, ヒストグラムの作成には, 受信信号強度のサンプル数は 20 個を用いた. RSSI=-22[dBm] において, 最大値を取るが, RSSI=-24[dBm] においては, ピンが抜け落ちていることが分かる. サンプル数を増やすことで, この問題は解決することができるが, 基準点が多数ある中で, そのすべてでサンプル数を増やすのは容易ではない. そのため, 受信信号強度の存在確率が, 正規分布に従うと仮定し, ヒストグラムを補完することを考える. ヒストグラムを補完する手法として, 二つの手法を以下に示す.

最尤推定により決定された正規分布によるヒストグラム補完

受信信号強度 ϕ' が次式のように測定できたとする.

$$\phi' = (\sigma_1 \cdots \sigma_n) \quad (5.26)$$

ここで, σ_i は i 番目の無線 LAN ルータからの受信信号強度 [dBm] である. このとき, 受信信号強度が正規分布に従うと仮定し, 正規分布の平均 μ と分散 s^2 は最尤推定法により, 次のように定義される.

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sigma_i \equiv \bar{\sigma} \quad (5.27)$$

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\sigma_i - \bar{\sigma})^2 \equiv \bar{s}^2 \quad (5.28)$$

このようにして定義された, 正規分布を用いて, ヒストグラム生成し, 推定を行う.

最頻値と最尤推定により決定された正規分布によるヒストグラム補完

同様に, 受信信号強度 ϕ' が次式のように測定できたとする.

$$\phi' = (\sigma_1 \cdots \sigma_n) \quad (5.29)$$

ここで, σ_i は i 番目の無線 LAN ルータからの受信信号強度 [dBm] である. このとき, 受信信号強度が正規分布に従うと仮定し, 正規分布の平均 μ と分散 s^2 はそれぞれ, 最頻値と最尤推定法により, 次のように定義される.

$$\mu = \text{mode}[\phi'] \quad (5.30)$$

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\sigma_i - \mu)^2 \equiv \bar{s}^2 \quad (5.31)$$

このようにして定義された, 正規分布を用いて, ヒストグラム生成し, 推定を行う.

したがって, ベイズ推定を用いた位置推定での Esitimation Phase では, Survey Phase において得られるすべての状態について, (5.22) 式による, $P(o'|s_k)$ の演算結果を基に, (5.12) 式の値が最大になるときの状態を推定値として採用するアルゴリズムを実行する.

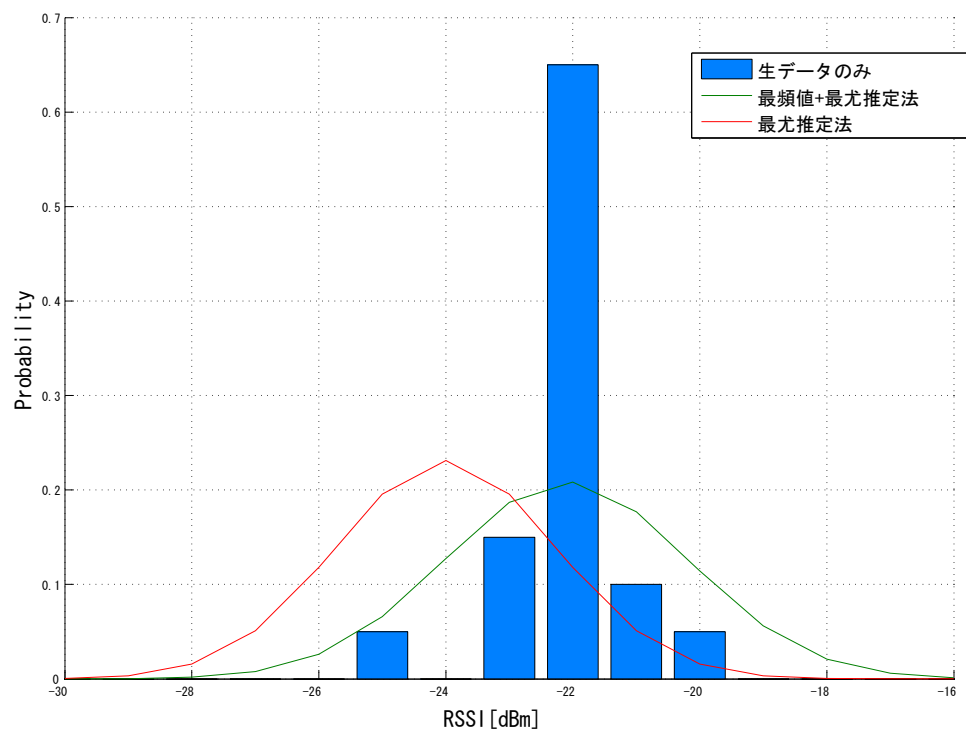


Fig. 5.3: ヒストグラム補完の例

Chapter 6 実験

5章で示した、データベース比較による位置推定の理論に基づき実験を行う。k近傍法を用いた位置推定と、ベイズ推定による位置推定を実データを用いて行い、その精度を評価した。位置推定を行う際、基準点の数を変化させ、推定を行った。ベイズ推定による位置推定では、RSSIの確率分布をヒストグラムで表現する際、実データのみ用いる場合、正規分布に従うと仮定し、最尤推定法によりパラメータを決定した場合、正規分布に従うと仮定し、平均値 μ を実データの最頻値、分散 σ^2 を最尤推定法により決定した場合の計3パターンのヒストグラムを用いて解析を行った。また、実験環境について、基準点の数を変えた2種類のデータベースを用いて、その推定精度を検証した。

6.1 実験1

6.1.1 実験方法

各基準点において、RSSI値を測定しデータベースを作成した。作成したデータベースエリアの概要図を、Fig. 6.1に示す。データベースエリアは、縦10[m]、横10[m]の正方形であり、基準点の間隔は1[m]とした。そのため、基準点の数は $9 \times 9 = 81$ 個である。また、各基準点に対し、4方向分のデータを測定するので、総データ数は $81 \times 4 = 324$ 個である。本実験において、設置した無線LANルータは6台であり、また、各基準点における、データの測定時間は20[sec]とした。

そして、作成されたデータベースを用いて、座標(6,4)において10[sec]信号強度を測定し、推定精度を検証した。

Table 6.1: 実験環境

日時	2013.2.1 13:00 ~ 2013.2.1 17:00
場所	立命館大学びわこ・くさつキャンパス ローム記念館 3階資料・展示室
データベースエリア	10[m] \times 10[m] (間隔:1[m])
基準点数	$9 \times 9 = 81$ 個
総データ	$81 \times 4 = 324$ 個
無線LANルータ数	6 個
データベース観測時間	20[sec]

Table 6.2: RSSI 値測定デバイス

端末	REGZA Tablet AT570/36F
OS	Android 4.0.3
CPU	NVIDIA Tegra 3
RAM	1GB

Table 6.3: 無線 LAN ルータ仕様

型番	WHR-300HP
製造会社	株式会社バッファロー
準拠規格	IEEE802.11n
電源	AC100V 50/60Hz
最大消費電力	4.95W
外形寸法 (幅 × 高さ × 奥行)	142 × 124 × 25[mm]
伝送方式	DS-SS 方式 OFDM 方式
周波数範囲	2.4GHz(1 ~ 13ch)

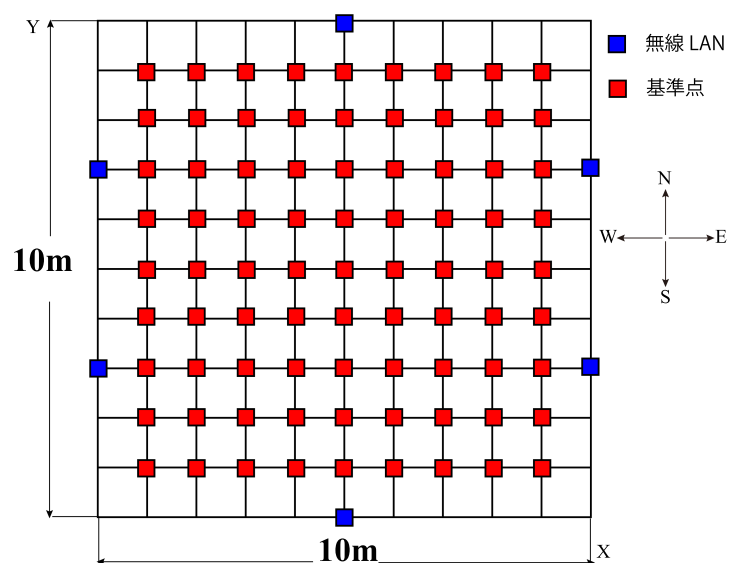


Fig. 6.1: データベースエリア概要

6.1.2 解析方法

k 近傍法, ベイズ推定ともに 8 個の最近傍の加重平均により位置推定を行った. また, 電波強度の確率分布 $P(\sigma_i|b_i, s_k)$ をヒストグラムで表わす際, 1 つのビンの幅は 6 とした.

Table 6.4: 解析環境

ソフトウェア	MATLAB 7.4.0
OS	Windows XP Professional SP3
CPU	Core2 Duo E8400 3.00GHz
RAM	3GB

また, 未知点での測定データの分布を以下に示す

未知点での測定データの分布

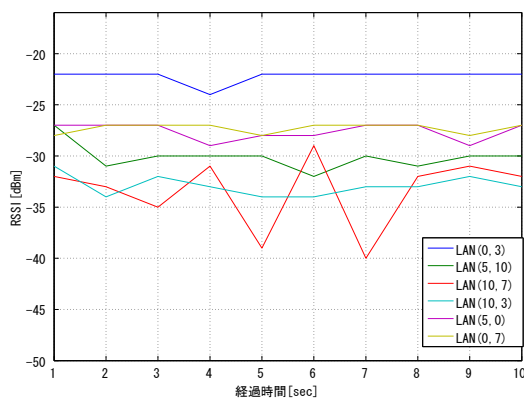


Fig. 6.2: 座標 (6,4) 測定データ-North 方向

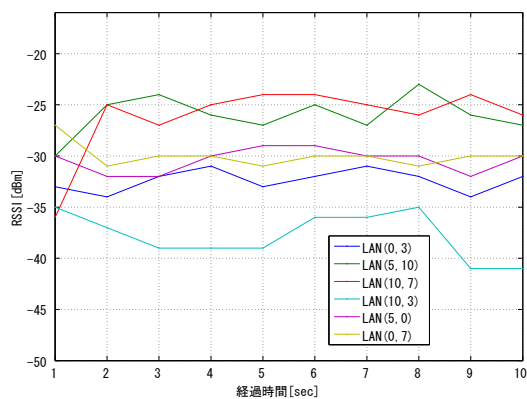


Fig. 6.3: 座標 (6,4) 測定データ-East 方向

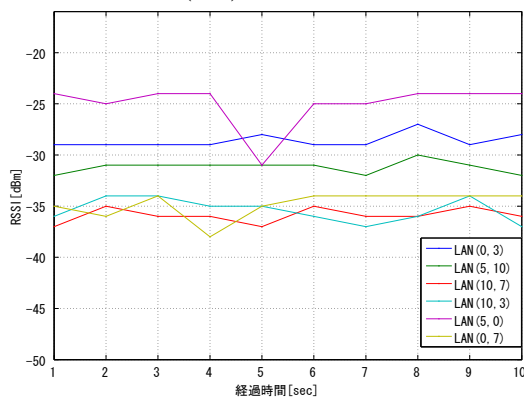


Fig. 6.4: 座標 (6,4) 測定データ-West 方向

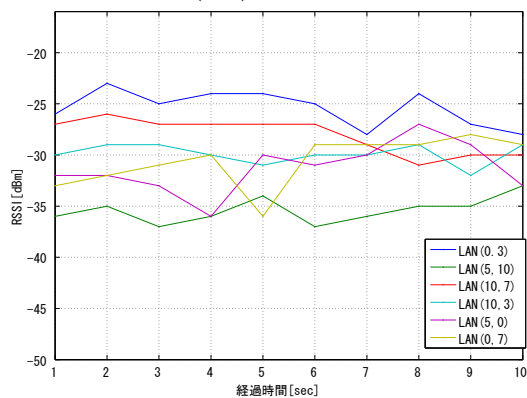


Fig. 6.5: 座標 (6,4) 測定データ-South 方向

6.1.3 実験結果

以上の実験環境の下で, k 近傍法を用いた位置推定とベイズ推定を用いた位置推定を行った結果を以下に示す. いずれの方法も $k=8$ の最近傍における加重平均により, 位置座標を推定した.

Survey Phase

Survey Phase において形成されたデータベースの詳細は以下のとおりである. 形成されたデータベースを用いて, データ比較により位置推定を行う. また, 形成されたデータベースを基にして, 受信信号強度に対するヒストグラムを生成した. 生成されたヒストグラムの詳細は, 以下のとおりである.

Table 6.5: データベース情報

日時	2013.2.1 11:00 ~ 2013.2.1 13:20
総基準点数	81
観測時間	20[sec]
最大受信信号強度	-16[dBm]
最小受信信号強度	-50[dBm]

Table 6.6: ヒストグラム情報

番号	範囲
1	-16~-21
2	-22~-27
3	-28~-33
4	-34~-39
5	-40~-45
6	-46~-50
ビン幅	6

6.1.4 k 近傍法を用いた位置推定

5.2 小節の k 近傍法による位置推定アルゴリズムを実行し, 位置推定を行った. その推定結果を, Fig. 6.6 に示す.

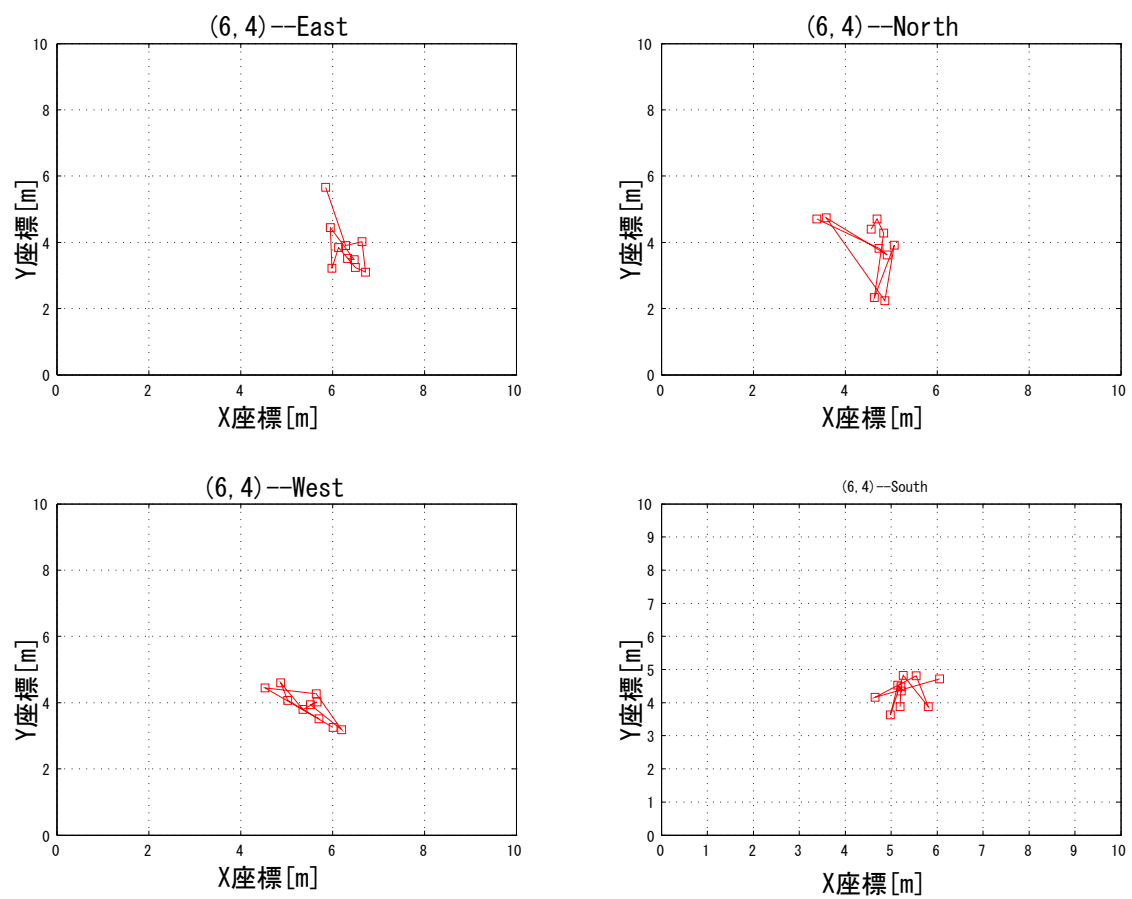


Fig. 6.6: k 近傍法を用いた位置推定-座標 (6,4)

座標 (6,4)-位置誤差

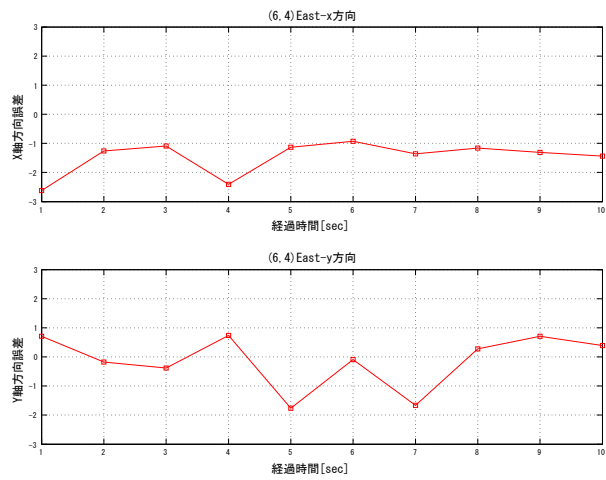


Fig. 6.7: 座標 (6,4)-North 方向

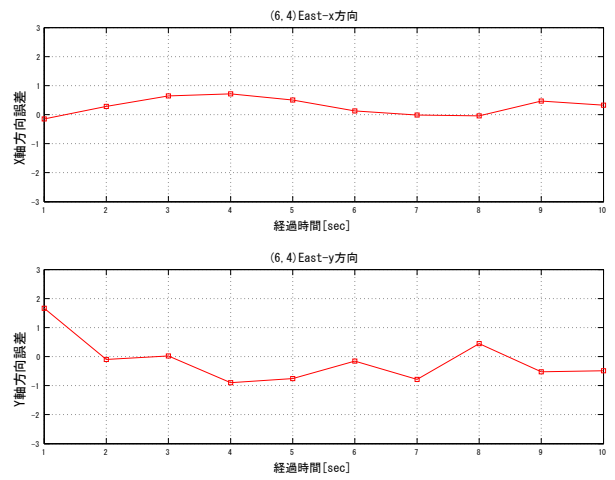


Fig. 6.8: 座標 (6,4)-East 方向

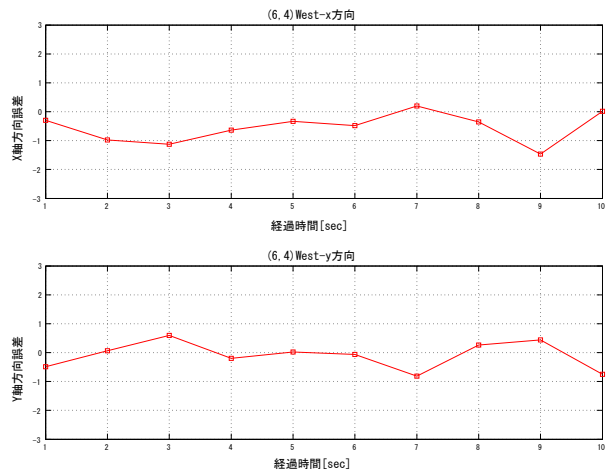


Fig. 6.9: 座標 (6,4)-West 方向

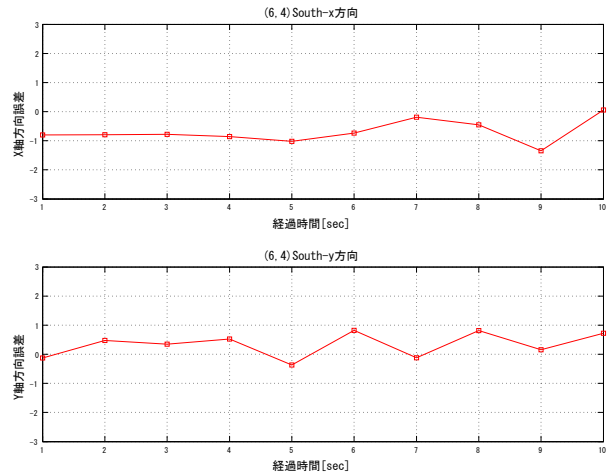


Fig. 6.10: 座標 (6,4)-South 方向

6.1.5 ベイズ推定を用いた位置推定

5.3 小節のベイズ推定による位置推定アルゴリズムを実行し、位置推定を行った。位置推定には、3種類のヒストグラムデータを用いた。

1. 観測データのみでヒストグラムを構成

ヒストグラムの生成には、Survey Phase における、20[sec] 間の測定データのみ用いた。その推定結果を、Fig. 6.11 に示す。

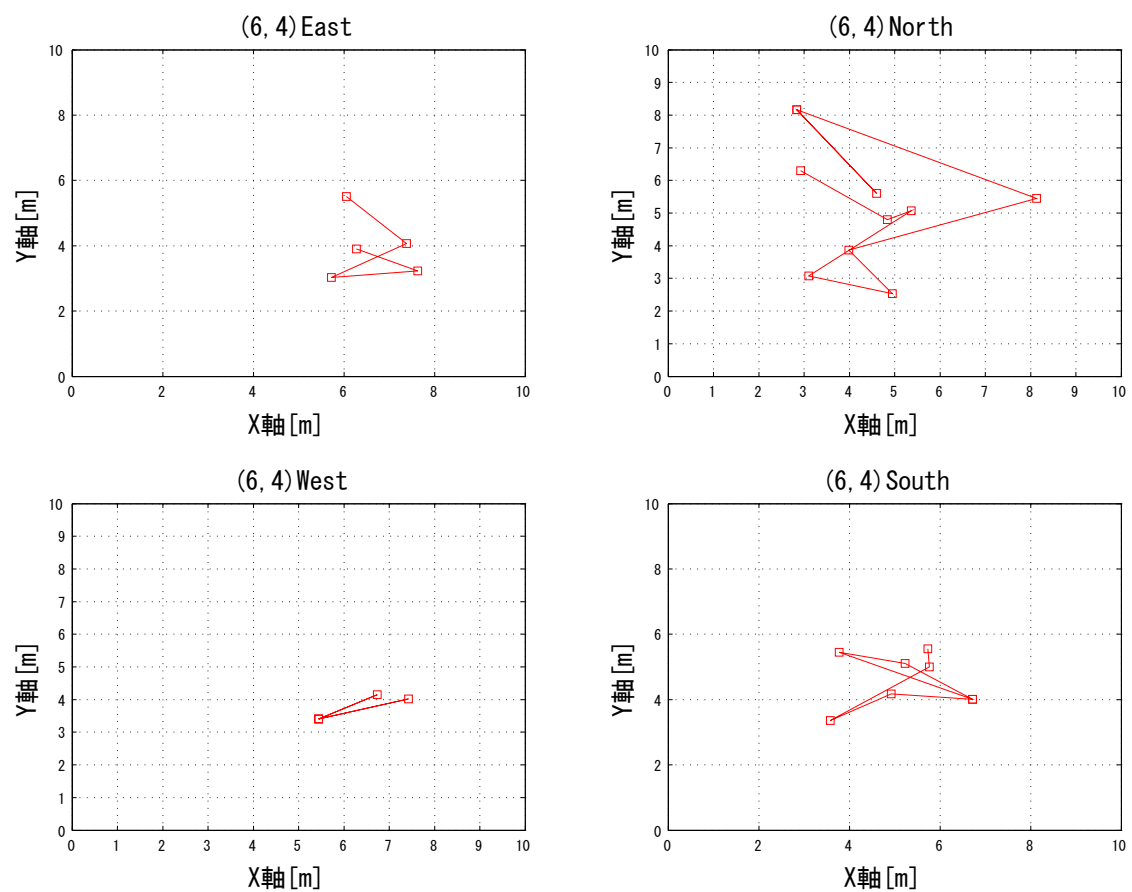


Fig. 6.11: ベイズ推定を用いた位置推定-座標 (6,4)

座標 (6,4)-位置誤差

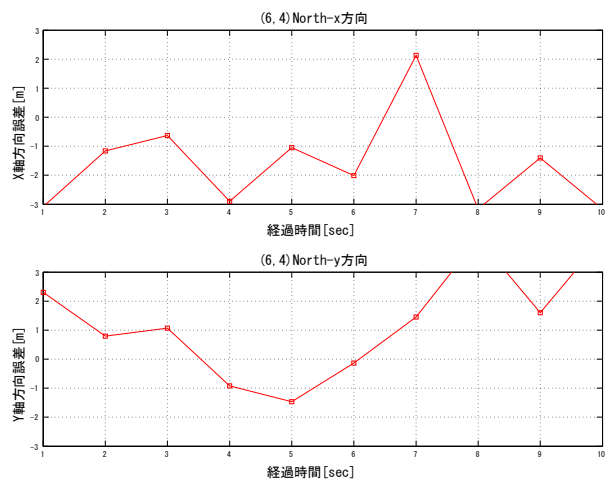


Fig. 6.12: 座標 (6,4)-North 方向

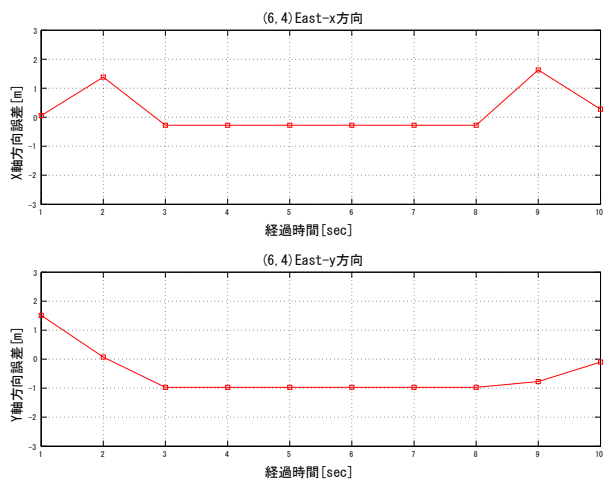


Fig. 6.13: 座標 (6,4)-East 方向

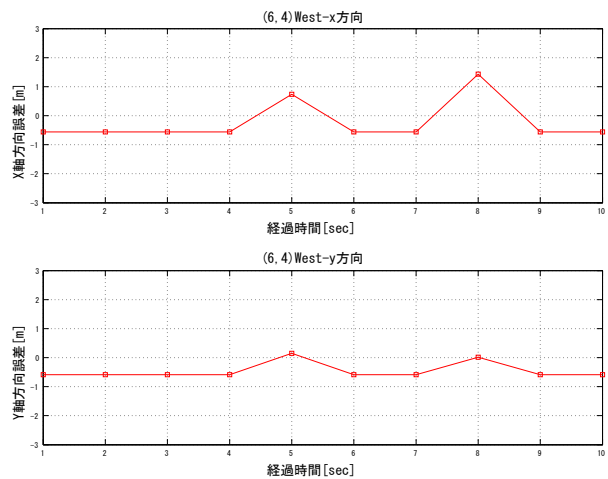


Fig. 6.14: 座標 (6,4)-West 方向

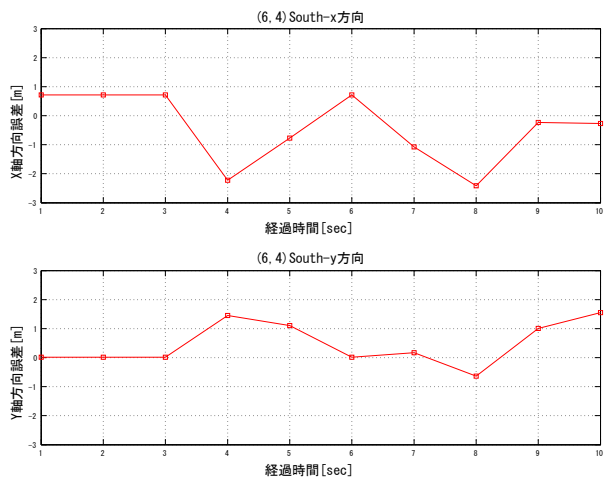


Fig. 6.15: 座標 (6,4)-South 方向

2. 最尤推定法により決定された正規分布によりヒストグラムを補完

ヒストグラムの生成には, Survey Phase における, 測定データが正規分布に従うと仮定し, 最尤推定法によりパラメータを決定し, ヒストグラムを生成した. その推定結果を, Fig. 6.16 に示す.

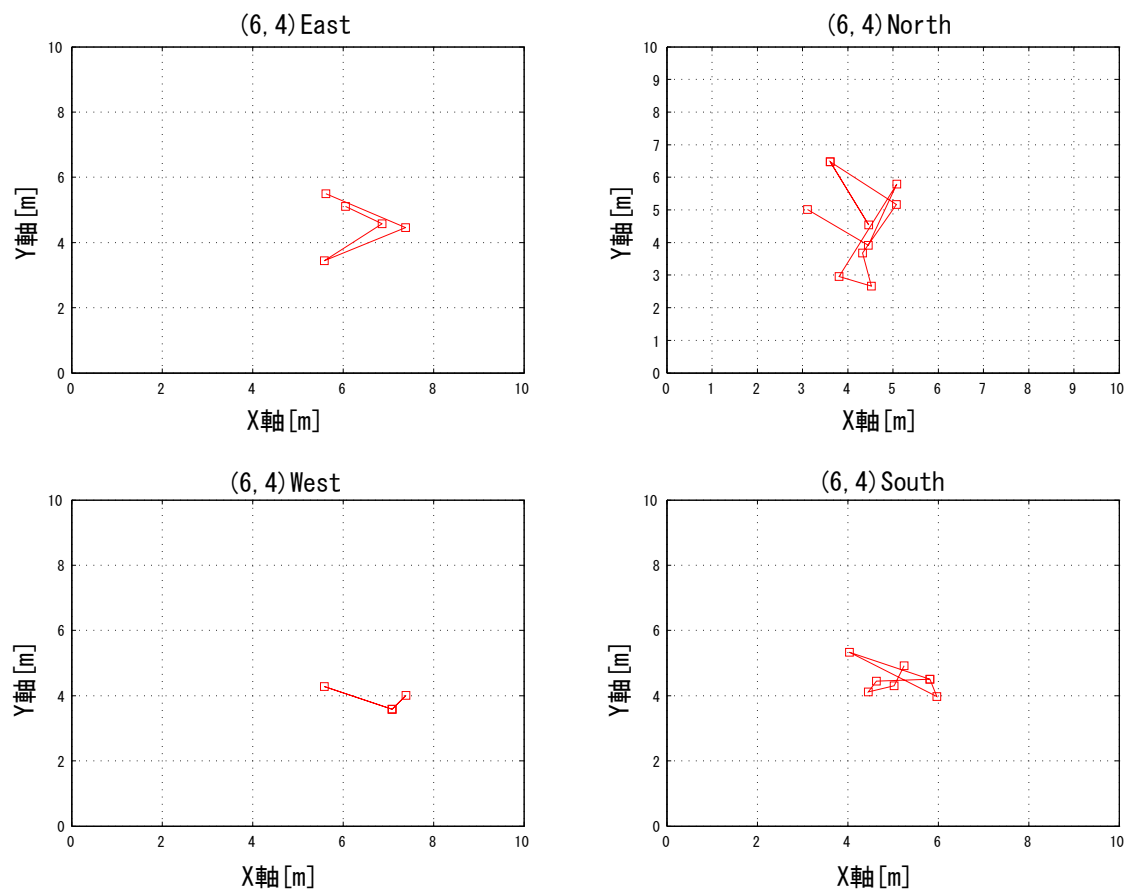


Fig. 6.16: ベイズ推定 (最尤推定法) を用いた位置推定-座標 (6,4)

座標 (6,4)-位置誤差

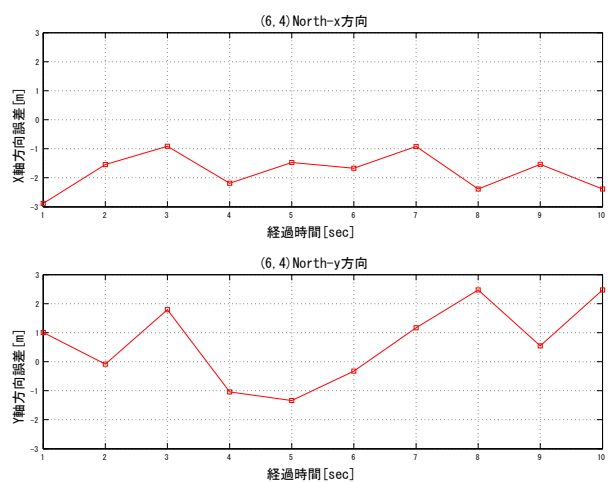


Fig. 6.17: 座標 (6,4)-North 方向

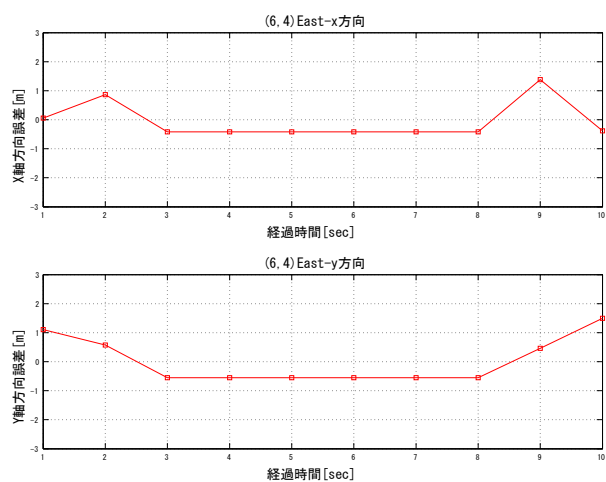


Fig. 6.18: 座標 (6,4)-East 方向

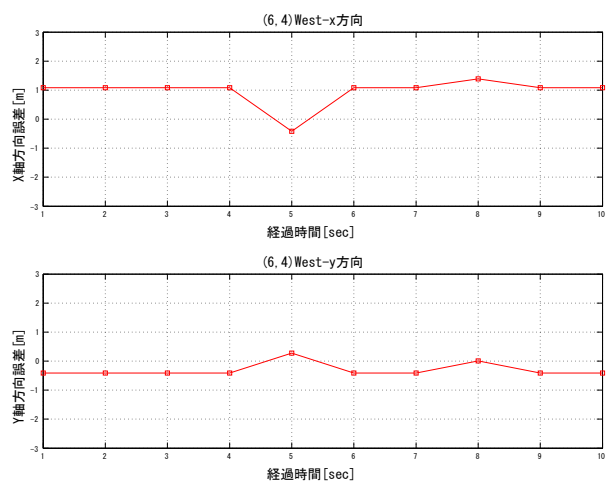


Fig. 6.19: 座標 (6,4)-West 方向

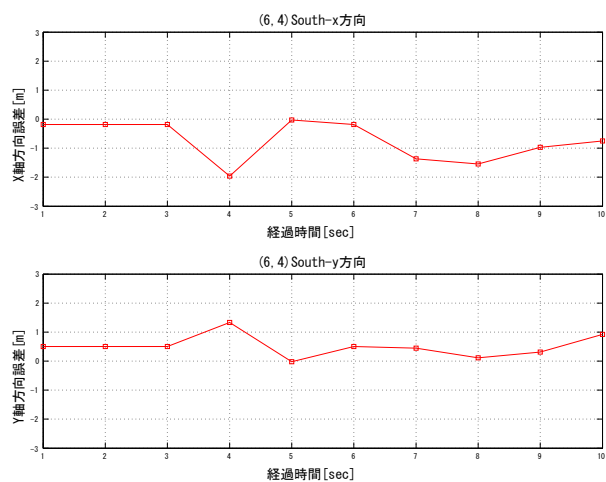


Fig. 6.20: 座標 (6,4)-South 方向

3. 最頻値と最尤推定法により決定された正規分布によりヒストグラムを補完

ヒストグラムの生成には, Survey Phase における, 測定データが正規分布に従うと仮定し, 平均 μ として最頻値を採用し, 分散 s^2 を最尤推定法により決定することで, 定義した正規分布を用いた. その推定結果を, Fig. 6.21 に示す.

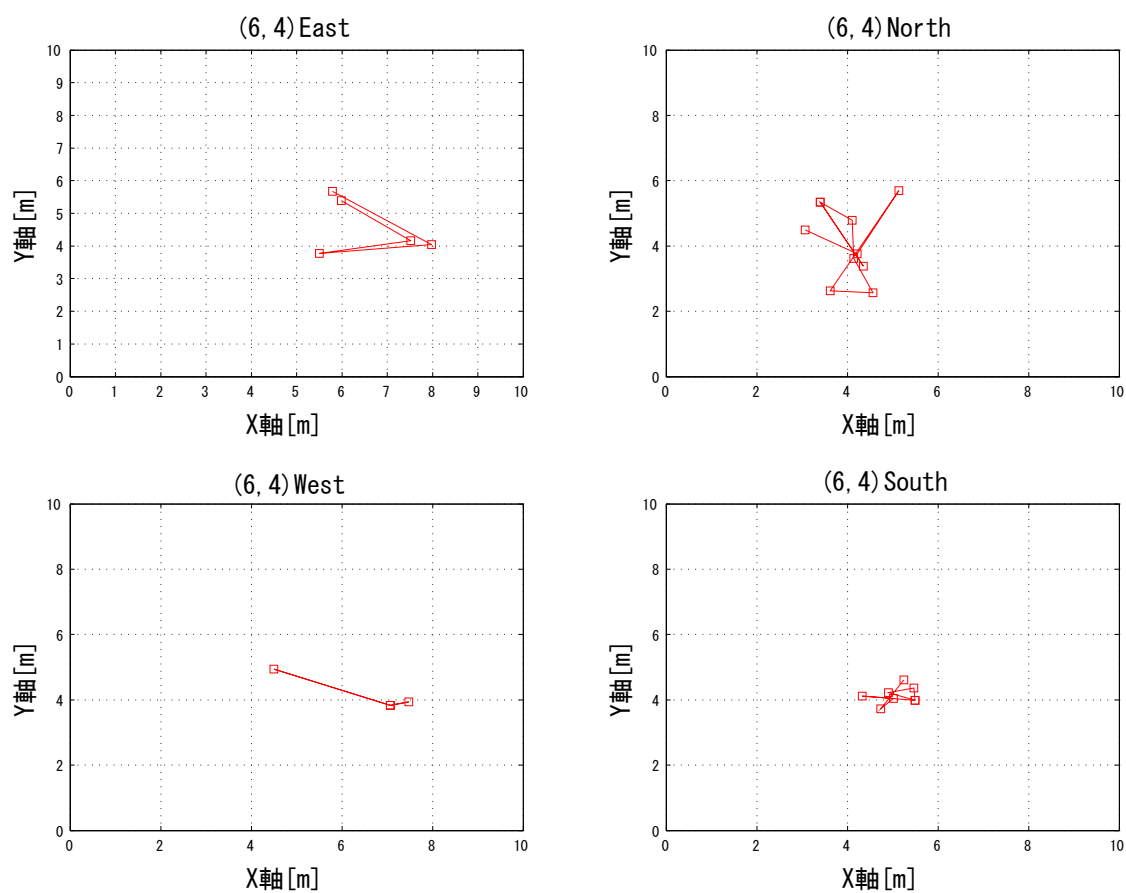


Fig. 6.21: ベイズ推定を用いた位置推定-座標 (6,4)

座標 (6,4)-位置誤差

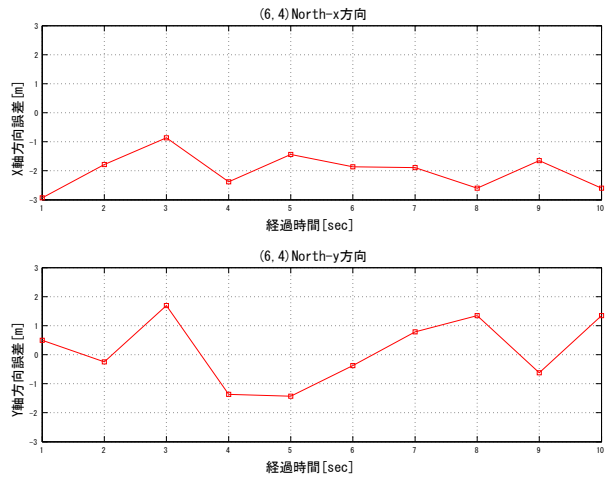


Fig. 6.22: 座標 (6,4)-North 方向

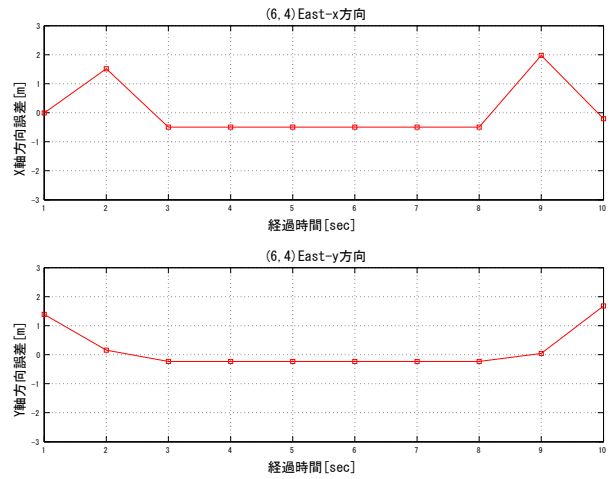


Fig. 6.23: 座標 (6,4)-East 方向

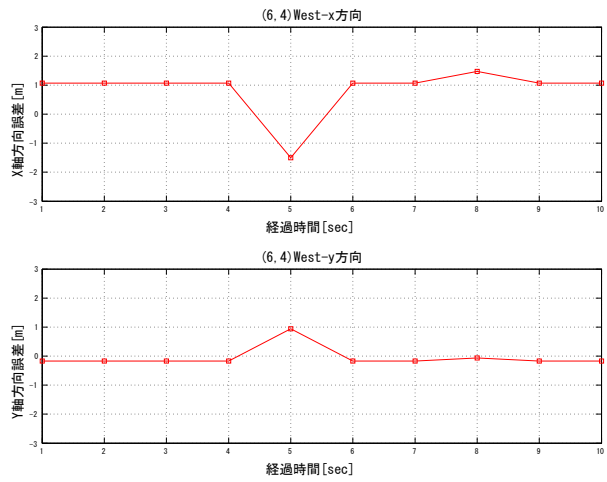


Fig. 6.24: 座標 (6,4)-West 方向

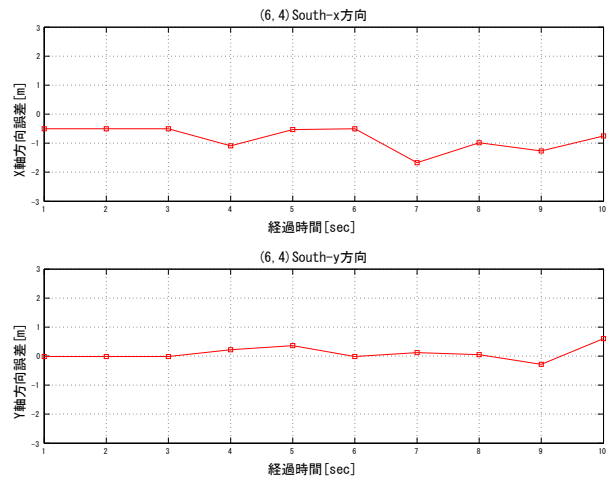


Fig. 6.25: 座標 (6,4)-South 方向

6.2 実験 2

6.2.1 実験方法

各基準点において、RSSI 値を測定しデータベースを作成した。作成したデータベースエリアの概要図を、Fig. 6.26 に示す。データベースエリアは、縦 10[m]、横 10[m] の正方形であり、基準点の間隔は 2[m] とした。そのため、基準点の数は $5 \times 5 = 25$ 個である。また、各基準点に対し、4 方向分のデータを測定するので、総データ数は $25 \times 4 = 100$ 個である。本実験において、設置した無線 LAN ルータは 6 台であり、また、各基準点における、データの測定時間は 20[sec] とした。

そして、作成されたデータベースを用いて、座標 (6,4) において 10[sec] 信号強度を測定し、推定精度を検証した。

用いる RSSI 値測定デバイスと無線 LAN ルータは実験 1 と同様であり、Table 6.2, Table 6.3 の通りである。

Table 6.7: 実験環境

日時	2013.1.31 13:00 ~ 2013.1.31 15:00
場所	立命館大学びわこ・くさつキャンパス ローム記念館 3 階資料・展示室
データベースエリア	10[m] \times 10[m] (間隔:2[m])
基準点数	$5 \times 5 = 25$ 個
総データ	$25 \times 4 = 100$ 個
無線 LAN ルータ数	6 個
データベース観測時間	20[sec]

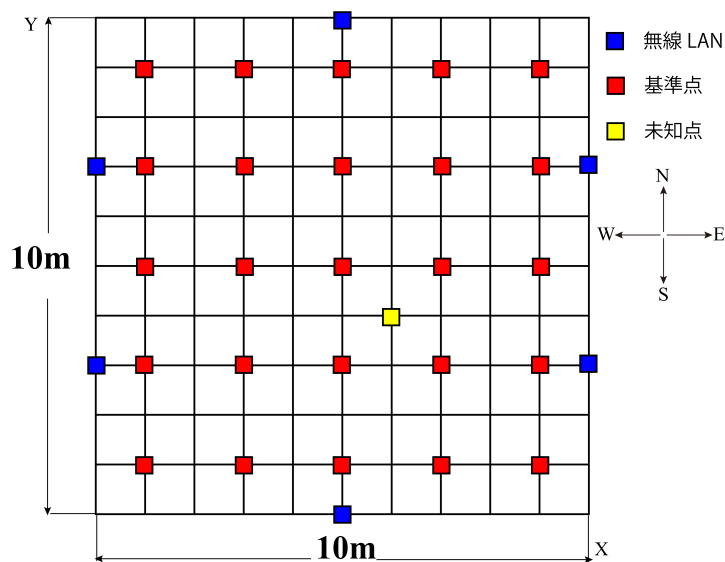


Fig. 6.26: データベースエリア概要

6.2.2 解析方法

k 近傍法, ベイズ推定ともに 8 個の最近傍の加重平均により位置推定を行った. また, 電波強度の確率分布 $P(\sigma_i|b_i, s_k)$ をヒストグラムで表わす際, 実験 1 と同様に 1 つのピンの幅は 6 とした. また, 解析環境も実験 1 と同様であり, Table 6.4 の通りである. また, 未知点での測定データの分布を以下に示す.

未知点での測定データの分布

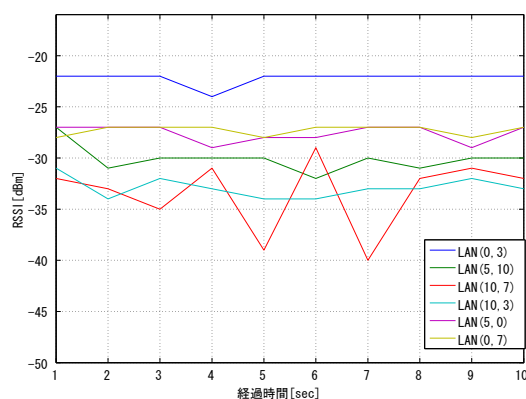


Fig. 6.27: 座標 (6,4) 測定データ-North 方向

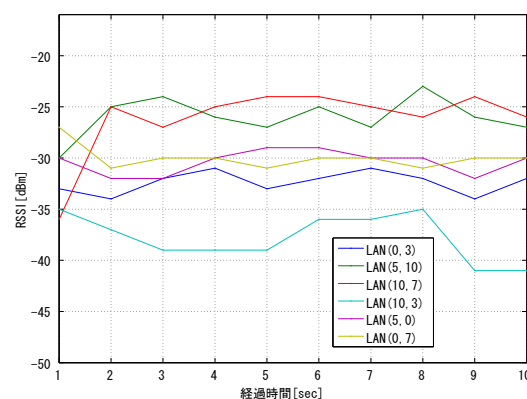


Fig. 6.28: 座標 (6,4) 測定データ-East 方向

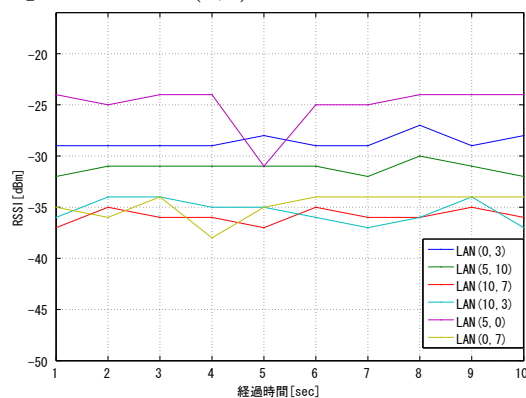


Fig. 6.29: 座標 (6,4) 測定データ-West 方向

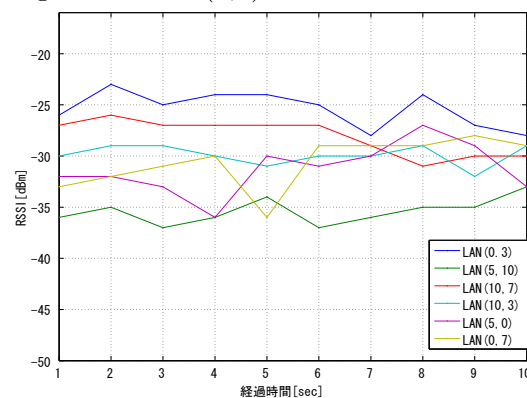


Fig. 6.30: 座標 (6,4) 測定データ-South 方向

6.2.3 実験結果

以上の実験環境の下で, k 近傍法を用いた位置推定とベイズ推定を用いた位置推定を行った結果を以下に示す. いずれの方法も $k=8$ の最近傍における加重平均により, 位置座標を推定した.

Survey Phase

Survey Phase において形成されたデータベースの詳細は以下のとおりである. 形成されたデータベースを用いて, データ比較により位置推定を行う. また, 形成されたデータベースを基にして, 受信信号強度に対するヒストグラムを生成した. 生成されたヒストグラムの詳細は, 以下のようにした.

Table 6.8: データベース情報

日時	2013.1.31 11:00 ~ 2013.1.31 12:00
総基準点数	25
観測時間	20[sec]
最大受信信号強度	-16[dBm]
最小受信信号強度	-45[dBm]

Table 6.9: ヒストグラム情報

番号	範囲
1	-16~-21
2	-22~-27
3	-28~-33
4	-34~-39
5	-40~-45
ビン幅	6

6.2.4 k 近傍法を用いた位置推定

5.2 小節の k 近傍法による位置推定アルゴリズムを実行し, 位置推定を行った. その推定結果を, Fig. 6.31 に示す.

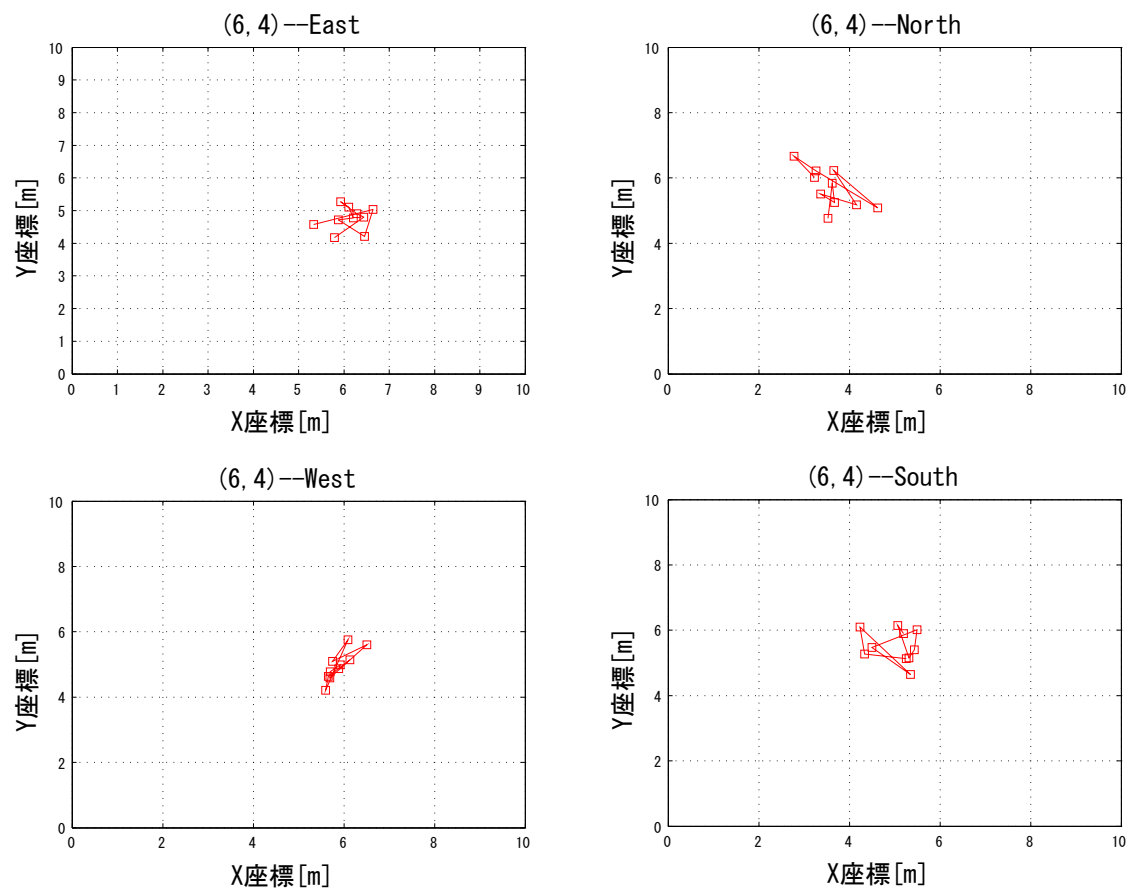


Fig. 6.31: k 近傍法を用いた位置推定-座標 (6,4)

座標 (6,4)-位置誤差

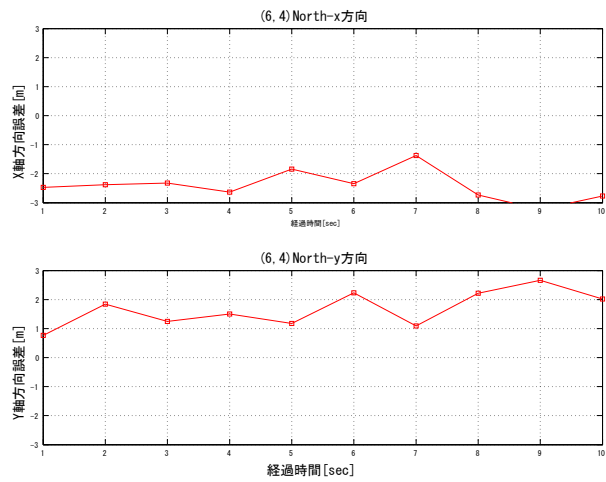


Fig. 6.32: 座標 (6,4)-North 方向

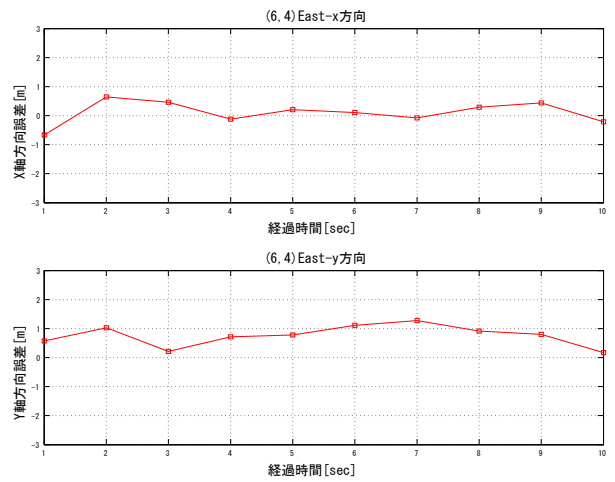


Fig. 6.33: 座標 (6,4)-East 方向

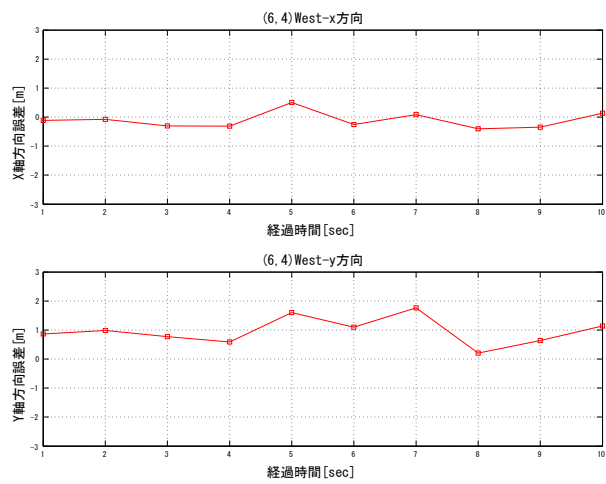


Fig. 6.34: 座標 (6,4)-West 方向

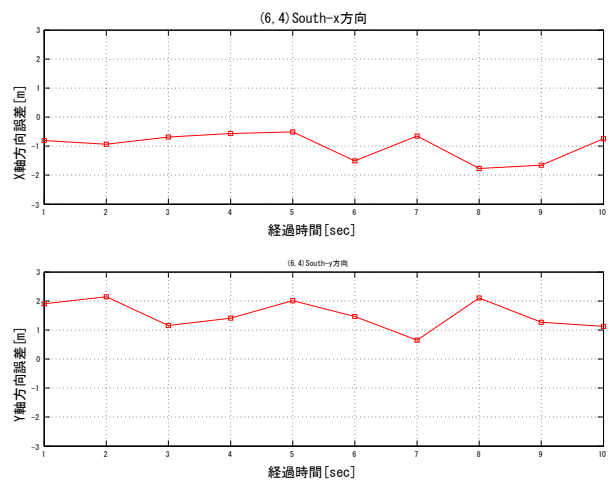


Fig. 6.35: 座標 (6,4)-South 方向

6.2.5 ベイズ推定を用いた位置推定

5.3 小節のベイズ推定による位置推定アルゴリズムを実行し、位置推定を行った。位置推定には、3 種類のヒストグラムデータを用いた。

1. 観測データのみでヒストグラムを構成

ヒストグラムの生成には、Survey Phase における、20[sec] 間の測定データのみ用いた。その推定結果を、Fig. 6.36 に示す。Fig. 6.36 において、(0, 0) へのプロットは、全ての状態における $P(s_k|o') = 0$ となり、位置推定できなかったことを意味している。

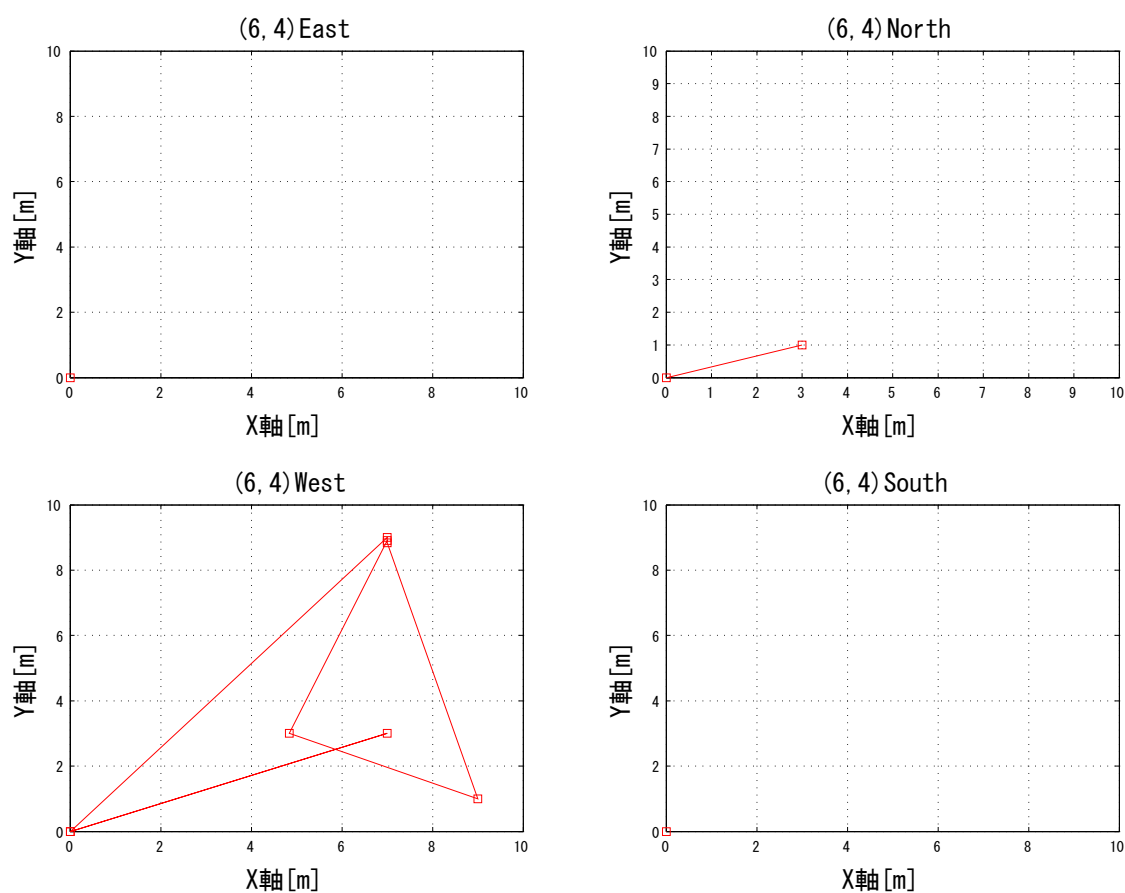


Fig. 6.36: ベイズ推定を用いた位置推定-座標 (6,4)

座標 (6,4)-位置誤差

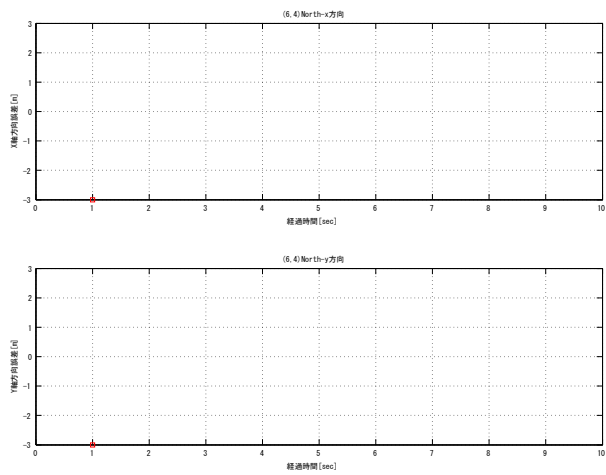


Fig. 6.37: 座標 (6,4)-North 方向

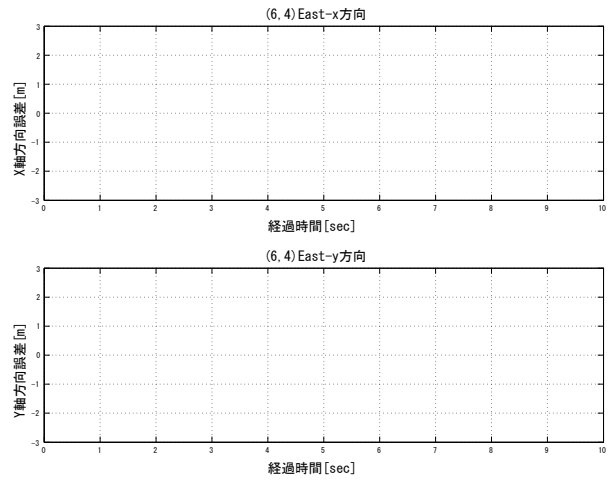


Fig. 6.38: 座標 (6,4)-East 方向

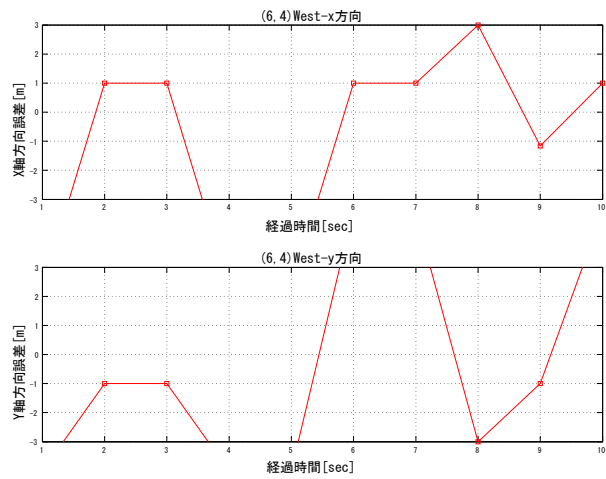


Fig. 6.39: 座標 (6,4)-West 方向

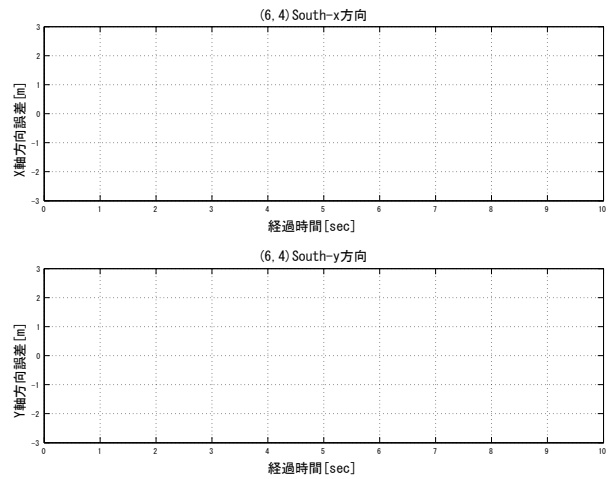


Fig. 6.40: 座標 (6,4)-South 方向

2. 最尤推定法により決定された正規分布によりヒストグラムを補完

ヒストグラムの生成には, Survey Phase における, 測定データが正規分布に従うと仮定し, 最尤推定法によりパラメータを決定し, ヒストグラムを生成した. その推定結果を, Fig. 6.41 に示す.

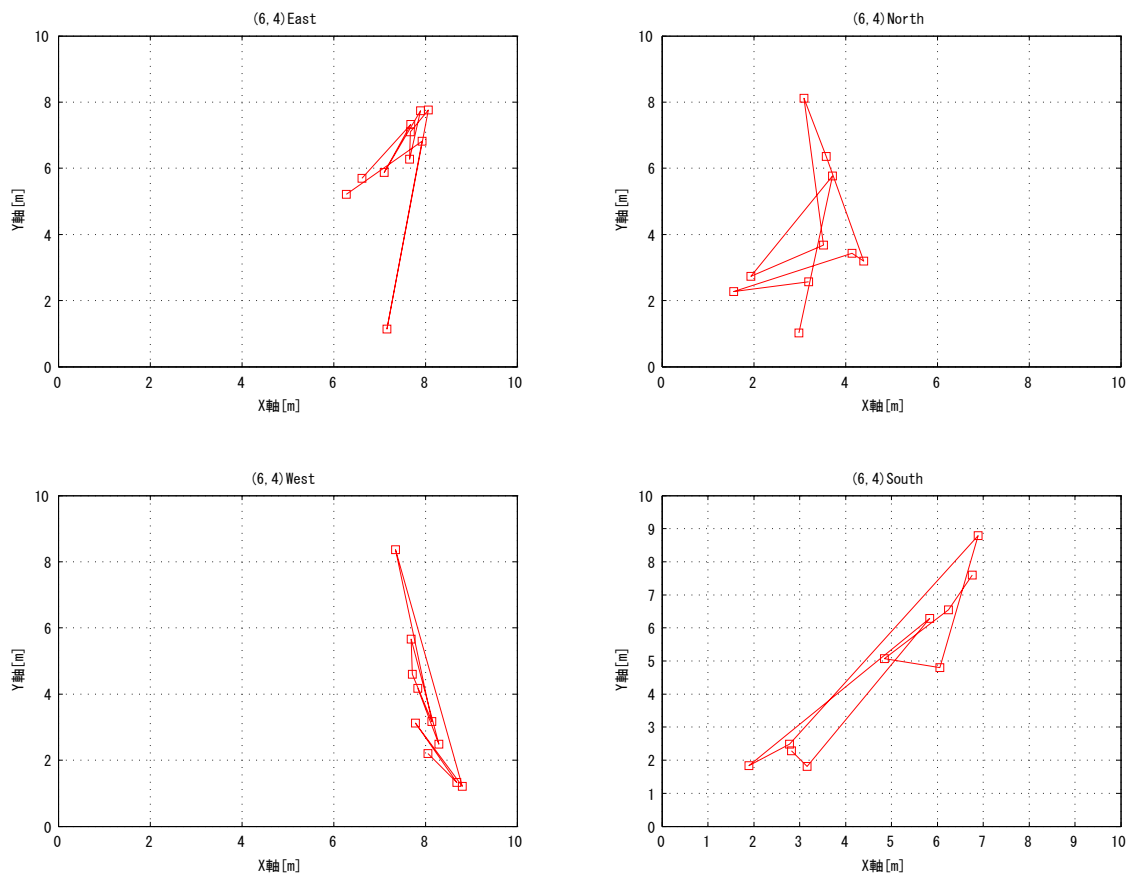


Fig. 6.41: ベイズ推定 (最尤推定法) を用いた位置推定-座標 (6,4)

座標 (6,4)-位置誤差

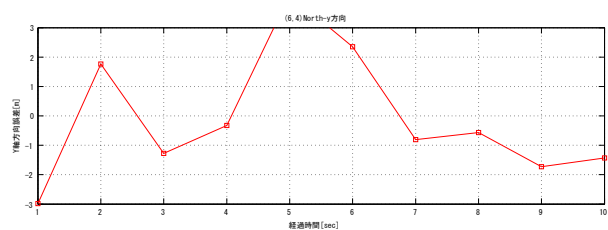
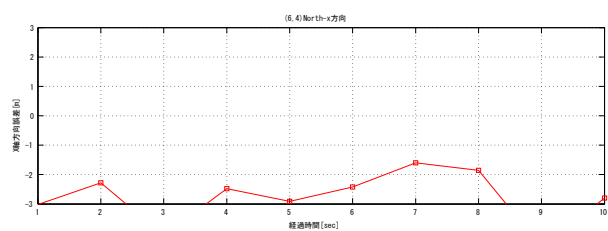


Fig. 6.42: 座標 (6,4)-North 方向

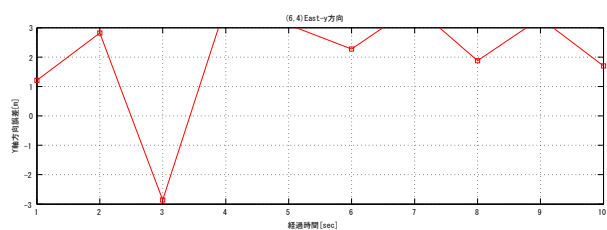
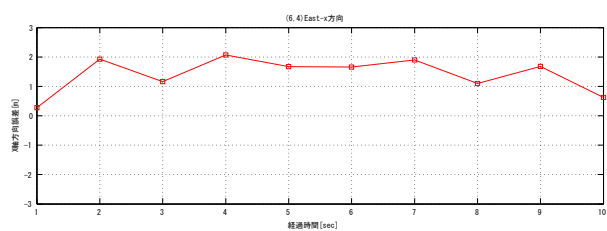


Fig. 6.43: 座標 (6,4)-East 方向

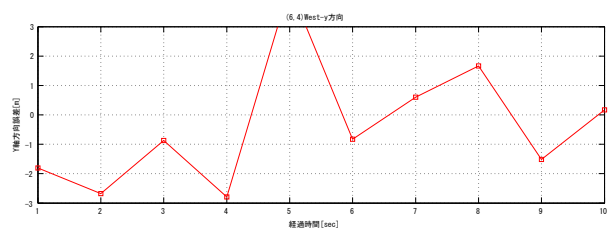
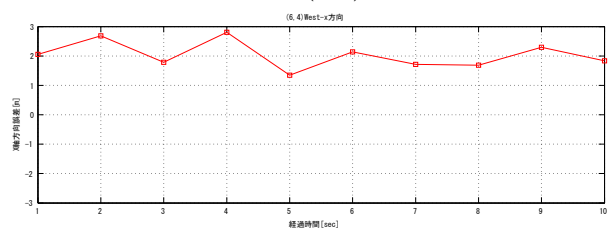


Fig. 6.44: 座標 (6,4)-West 方向

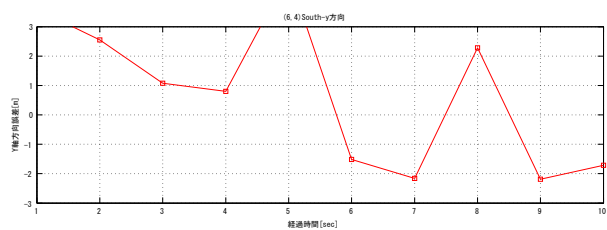
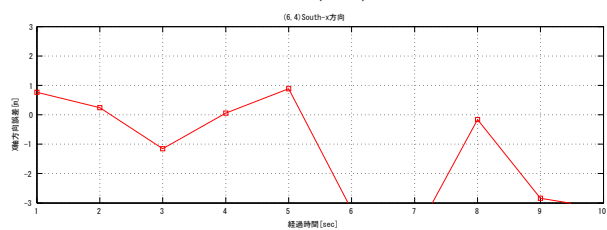


Fig. 6.45: 座標 (6,4)-South 方向

3. 最頻値と最尤推定法により決定された正規分布によりヒストグラムを補完

ヒストグラムの生成には, Survey Phase における, 測定データが正規分布に従うと仮定し, 平均 μ として最頻値を採用し, 分散 s^2 を最尤推定法により決定することで, 定義した正規分布を用いた. その推定結果を, Fig. 6.46 に示す.

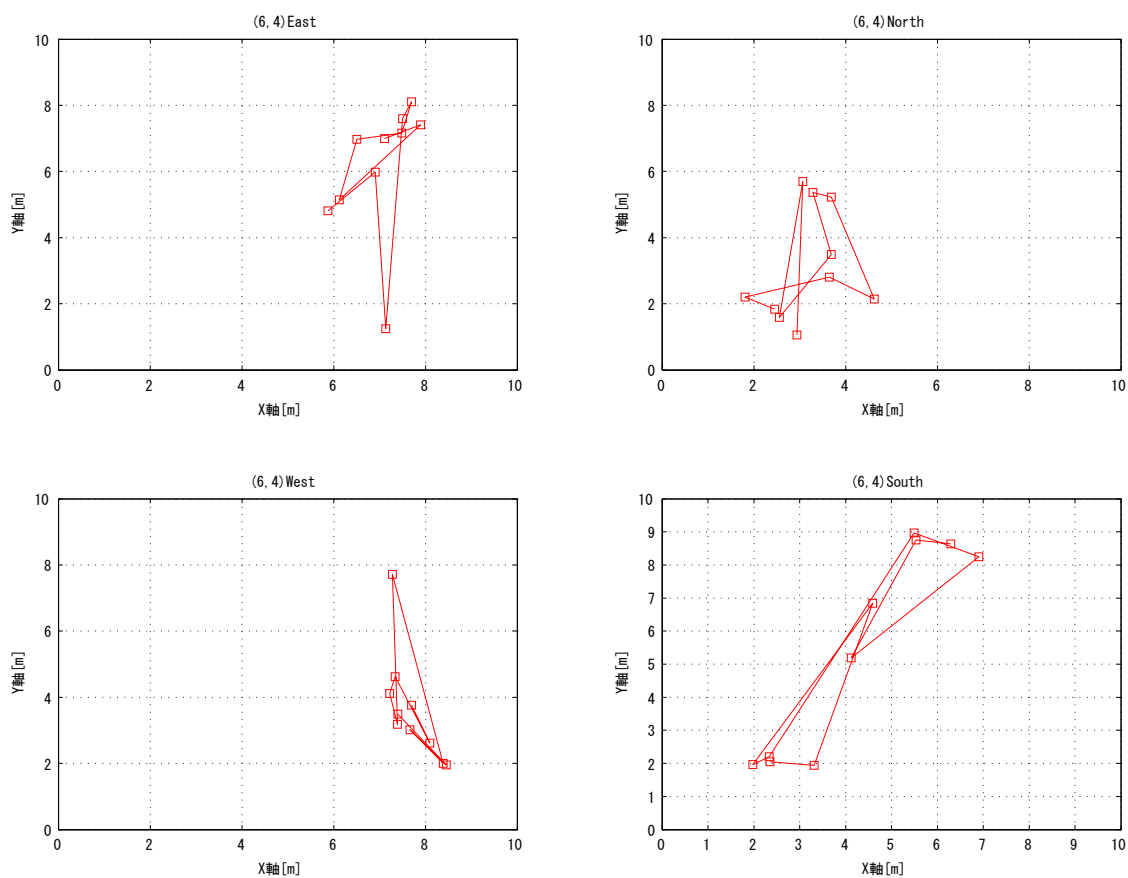


Fig. 6.46: ベイズ推定を用いた位置推定-座標 (6,4)

座標 (6,4)-位置誤差

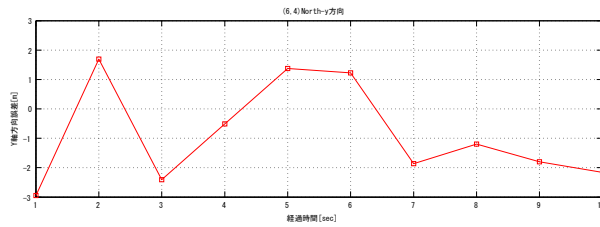
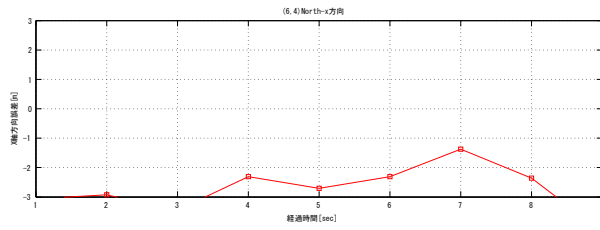


Fig. 6.47: 座標 (6,4)-North 方向

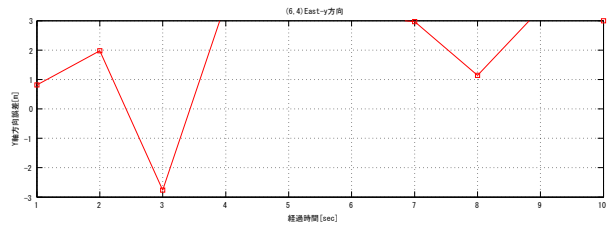
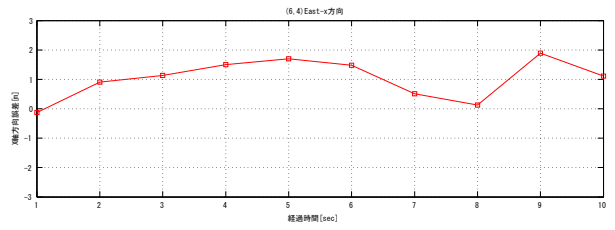


Fig. 6.48: 座標 (6,4)-East 方向

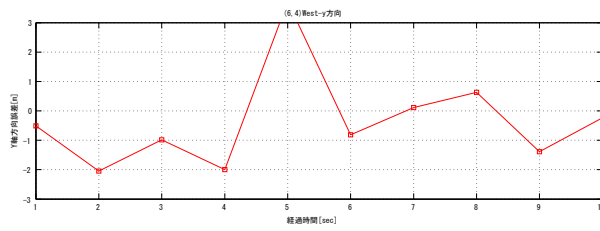
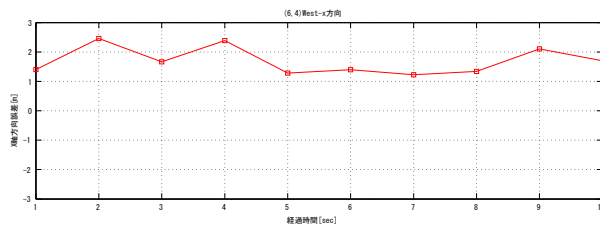


Fig. 6.49: 座標 (6,4)-West 方向

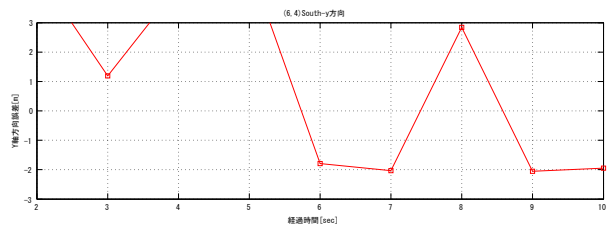
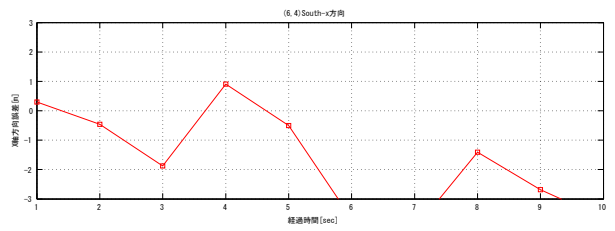


Fig. 6.50: 座標 (6,4)-South 方向

6.3 各手法の精度評価

今回のデータベース比較による位置推定結果における平均位置誤差の値を以下の表にまとめた。表中の黄色で色づけされた部分は最も良い推定値であることを示している。これにより、座標(6,4)において North 方向, East 方向, West 方向においては, k 近傍法による位置推定が最も精度良く推定できた。South 方向においては, ベイズ推定(最頻値+最尤推定)が最も精度良く推定できた。North 方向については, 1.5[m] 以上の誤差が表れ, 他の方向と比べ, 誤差が大きかった。

1:実験 1

Table 6.10: データベース比較による位置推定結果の比較

状態 \ 方法	k 近傍法	ベイズ推定	ベイズ推定 (最尤推定)	ベイズ推定 (最頻値+ 最尤推定)
North-X 座標誤差 [m]	1.4711	2.068	1.7919	2.0002
North-Y 座標誤差 [m]	0.6908	1.8066	1.2255	0.9702
推定できた割合 [%]	100	100	100	100
East-X 座標誤差 [m]	0.3273	0.5011	0.5173	0.6689
East-Y 座標誤差 [m]	0.5842	0.8290	0.6962	0.4671
推定できた割合 [%]	100	100	100	100
West-X 座標誤差 [m]	0.5889	0.6620	1.0472	1.1538
West-Y 座標誤差 [m]	0.37	0.4882	0.3574	0.2348
推定できた割合 [%]	100	100	100	100
South-X 座標誤差 [m]	0.7034	0.9851	0.7369	0.7314
South-Y 座標誤差 [m]	0.4476	0.5970	0.5151	0.1708
推定できた割合 [%]	100	100	100	100

Table 6.11: 距離誤差の比較

状態 \ 方法	k 近傍法	ベイズ推定	ベイズ推定 (最尤推定)	ベイズ推定 (最頻値+ 最尤推定)
North-距離誤差 [m]	1.6252	2.7460	2.1709	2.2231
East-距離誤差 [m]	0.6696	0.9687	0.8673	0.8158
West-距離誤差 [m]	0.6955	0.8225	1.1065	1.1774
South-距離誤差 [m]	0.8337	1.1519	0.8991	0.7511

2:実験 2

Table 6.12: データベース比較による位置推定結果の比較

状態 \ 方法	k 近傍法	ベイズ推定	ベイズ推定 (最尤推定)	ベイズ推定 (最頻値+ 最尤推定)
North-X 座標誤差 [m]	2.4108	5.7	2.7869	2.8226
North-Y 座標誤差 [m]	1.6746	3.9	1.7357	1.7177
推定できた割合 [%]	100	10	100	100
East-X 座標誤差 [m]	0.3213	/	1.4063	1.0489
East-Y 座標誤差 [m]	0.7580	/	2.6675	2.6927
推定できた割合 [%]	100	0	100	100
West-X 座標誤差 [m]	0.2530	2.7160	2.0353	1.6947
West-Y 座標誤差 [m]	0.9662	3.2750	1.7286	1.2441
推定できた割合 [%]	100	70	100	100
South-X 座標誤差 [m]	0.9832	/	1.6617	1.9475
South-Y 座標誤差 [m]	1.5233	/	2.2686	3.0466
推定できた割合 [%]	100	0	100	100

Table 6.13: 距離誤差の比較

状態 \ 方法	k 近傍法	ベイズ推定	ベイズ推定 (最尤推定)	ベイズ推定 (最頻値+ 最尤推定)
North-距離誤差 [m]	2.9354	6.9065	3.2832	3.3042
East-距離誤差 [m]	0.8233	/	3.0156	2.8898
West-距離誤差 [m]	0.9988	4.2547	2.6703	2.1023
South-距離誤差 [m]	1.8130	/	2.8121	3.6159

以上の実験結果より、実験 1 において、いずれの方法でも座標 (6,4) の各座標の誤差を 2.5[m] 以内に抑えることができた。各座標の推定結果も同様の結果が得られた。しかし、実験 2 のように、データベースの基準点にはない未知点を推定する場合、k 近傍法では North 方向以外では、誤差を 2.5[m] 以内にできたが、ベイズ推定を用いた手法では、誤差が 2[m] 以上と大きくなった。

また、同じ座標であっても、向いている方向によって、RSSI 値が異なり、また、推定精度も異なる。その原因は、マルチパスや、フェージング等、様々考えることができる。帰納的な見方ではあるが、対象となる未知点における、測定データの変化の様子である、Fig. 6.2 と、Fig. 6.7 等の、位置誤差の変化の様子を対応してみると、North 方向の x 軸方向誤差が大きく時間変動していないことが分かる。このことから、Survey Phase にて測定したデータに不備があったのではないかと考えられる。また、y 軸方向誤差において、特に 3[sec]~5[sec] で大きく変化していることが分かる。これは、Fig. 6.2 において、LAN(10,3)、LAN(10,7) が安定して測定できなかった、ということが考えられる。また、LAN(5,10) や LAN(5,0) も、不安定ではないものの、ヒストグラムの境目付近を推移したため、位置推定にばらつきが出たものだと考える。

今回の実験で使用した無線 LAN ルータの取りうる RSSI 値の範囲は、-90[dBm] から -10[dBm] であるが、Survey Phase において、測定された最大の RSSI 値は -16[dBm]、最小は -50、-45[dBm] であった。下限において、40[dBm] 程度余裕があるので、より実験範囲を広げて、広範囲において位置推定ができると考える。

今後の課題としては、適切なヒストグラムのピン幅を選択するためのアルゴリズムの構築、実験環境を広範囲に改めての再実験、フリスの公式等の物理モデルの適用する等の方法が挙げられる。

Chapter 7 結言

屋内における位置推定手法には、様々なものが存在し、無線通信技術を用いたものや、光通信技術等を利用したもの等、多様であり、それぞれの手法に対し一長一短があり、未だ決定的な手法を確立できていない。その中でも、無線通信技術の一種である、無線電波の受信信号強度 RSSI 値を用いた手法があり、その手法は、複数の位置情報が既知である無線送信機と受信機との距離を推定し、三点測量を用いる方法と、事前に測定、格納したデータ群と未知点データとのマッチングにより推定する手法の大きく 2 手法に分けることができる。特に後者は、データベース比較による位置推定と呼ばれ、無線電波の受信信号強度 RSSI[dBm] を利用し、既存のデータと、未知点観測データの比較を行い、最も値に近い値を取る状態を、位置推定量として採用する手法である。本研究では、このデータベース比較による位置推定手法を用い、研究を行った。

データベース比較の手法としては、 k 近傍法を用いたものと、ベイズ推定を用いたものなどがある。前者では、既知データと未知データとの差を距離として定義し、距離が最も小さいものを推定量として採用する手法である。後者は、状態についての事後確率を最大とする状態を推定量として採用する手法であり、このような手法は MAP 推定 (Maximum a posteriori) という。それぞれの特徴としては、 k 近傍法では、各基準点における平均受信信号強度 [dBm] を格納するのに対し、ベイズ推定では、平均値は取らず、未知点測定データの値を最も頻繁に測定した状態が推定値であるとした、最頻値に基づく手法であるということである。最頻値に基づく以上、一般にデータベースに格納するデータの数が多ければ多いほど、推定精度が良くなるため、データの数进行補完するために、受信信号強度が正規分布に従うと仮定し、3 種類の統計データを利用し、位置推定を行った。

つまり、 k 近傍法を用いた位置推定、生データのみで形成した統計データを用いたベイズ推定、最尤推定法により定義された正規分布により補完された統計データを用いた位置推定、最頻値と最尤推定法により定義された正規分布により補完された統計データを用いた位置推定の計 4 手法についての精度の比較を行った。

今回の研究の成果として、基準点上に静止して測定したデータを用いて、各手法、位置推定を行ったところ、約 2.5[m] 以内の誤差で位置推定することができた。特に、ベイズ推定による手法では、正規分布による補完により、推定精度が改善された。しかし、同じ基準点においてであっても、測定端末の向いている方向によっては、大きな誤差を含む場合があった。この原因としては、Survey Phase において、測定したデータがばらついて格納されてしまったということと、ヒストグラムとして保存された統計データにおいて、ビンの幅の取り方が適切でなく、測定データが境目付近を推移してしまったということが考えられる。また今回、基準点を 1[m] 間隔に設定したのだが、フェージング等の外乱による RSSI 値の揺らぎにより、隣接する基準点の値との区別がつかなかった、ということも原因の一つとして考えられる。以上の問題を解決するための今後の課題として、適切なヒストグラムのビン幅を決定するアルゴリズムと、フェージング等の影響を回避して測定できるアルゴリズムの構築が考えられる。また、より広範囲の環境における位置推定精度の検証も、今後の

課題の一つである.

謝辞

本研究において, ご指導いただきました杉本末雄教授, 久保幸弘准教授, 本論文の作成にあたりご助力頂きました本大学大学院生の本大学院修士課程, 田中翔太氏, 北村真幸氏に厚く御礼申し上げます.

References

- [1] 株式会社エヌ・ティ・ティ・ドコモ (2007): 「緊急通報位置通知」の開始について」2007年1月発表 NTTdocomo Homepage(http://www.nttdocomo.co.jp/info/notice/page/070110_00.html) (2013年2月現在).
- [2] e-Gov(イーガブ)(2007): 「地理空間情報活用推進基本法」2007年5月発表 e-Gov Homepage(<http://law.e-gov.go.jp/htmldata/H19/H19HO063.html>) (2013年2月現在).
- [3] e-Gov(イーガブ)(2008): 「宇宙基本法」2008年5月発表 e-Gov Homepage(<http://law.e-gov.go.jp/announce/H20HO043.html>) (2013年2月現在).
- [4] 文部科学省 (2005): 「準天頂衛星システムの研究開発状況」2005年9月発表 内閣官房 Homepage(<http://www.cas.go.jp>) (2012年11月現在).
- [5] 谷川原誠: 確率モデルに基づく屋内での測位法に関する研究, 立命館大学大学院理工学研究科 総合理工学専攻博士論文. 2011.
- [6] Alan Bensky: Wireless Positioning Technology and Application, *Artech House*, 2007..
- [7] W. B. Davenport and W. L. Root: An Introduction to the Theory of Random Signals and Noise, *IEEE, New York*, 1987, pp. 81-84.
- [8] Rappaport T: *Wireless Communications Principles and Practice*, 2nd ed., Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 640/pages.
- [9] V. Erceg et. al: An empirically based path loss model for wireless channels in suburban environments, *IEEE JSAC*, vol. 17, no. 7, July 1999, pp. 1205-1211.
- [10] V. Erceg, K. V. S. Hari, et al: Channel models for fixed wireless application, *Tech. Rep*, IEEE 802.16 Broadband wireless access working group, jan-2001.
- [11] Purnima K Sharma, R.K. Singh: Comparative Analysis of Propagation Path Loss Models With Field Measured Data, *IJEST*, Vol.2(6) in 2010 at 2008-2013.
- [12] Harald T. Friis: A Note on a Simple Transmission Formula, *Proc. of IRE and Wave and Electrons*, pp. 254-256, 1964.
- [13] Seigo Ito, Nobuo Kawaguchi: Bayesian Based Location Estimation System Using Wireless LAN, *Proc. IEEE 3rd International Conference, Pervasive Computing and Communications Workshops*, 2005.

Appendix A 正規分布における最尤推定法によるパラメータ決定

標本値 x_1, x_2, \dots, x_n が、平均 μ 、分散 σ^2 の正規分布に従うと仮定する。このとき、確率密度関数 $f(x_i, \mu, \sigma^2)$ は、次のように表現することができる。

$$f(x_i, \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{A.1})$$

標本値 x_1, x_2, \dots, x_n は互いに独立なので、 $f(x_1; \mu, \sigma^2), f(x_2; \mu, \sigma^2), \dots, f(x_n; \mu, \sigma^2)$ の積を取ることにより、標本変数 X_1, X_2, \dots, X_n の確率密度関数は、次のように表現することができる。

$$\prod_{i=1}^n f(x_i; \mu, \sigma^2) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^n \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2\right] \quad (\text{A.2})$$

これにより標本値 x_1, x_2, \dots, x_n が一定で平均 μ 、分散 σ^2 を変数とする尤度関数 $L(\mu, \sigma^2)$ は、次のようになる。

$$L(\mu, \sigma^2) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^n \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2\right] \quad (\text{A.3})$$

したがって、対数尤度関数 $l(\mu, \sigma^2)$ は次のようになる。

$$l(\mu, \sigma^2) = \log L(\mu, \sigma^2) = n \log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (\text{A.4})$$

この $l(\mu, \sigma^2)$ を最大にする μ と σ^2 を求めるために、以下の連立方程式を解く。

$$\frac{\partial}{\partial \mu} l(\mu, \sigma^2) = \frac{\partial}{\partial \mu} \left[n \log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right] = 0 \quad (\text{A.5})$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma^2} l(\mu, \sigma^2) = \frac{\partial}{\partial \sigma^2} \left[n \log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right] = 0 \quad (\text{A.6})$$

(A.5) 式より μ の推定量は、次のように求めることができる。

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \hat{\mu} \quad (\text{A.7})$$

同様に、(A.6) 式より σ^2 の推定量は、次のように求めることができる。

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 = \hat{\sigma}^2 \quad (\text{A.8})$$

このように、最尤推定量を求めることができる。