

平成 28 年度 卒業論文

近接情報利用型位置推定手法の推定精度 ユーザ数依存性

平成 29 年 1 月提出

千葉大学工学部都市環境システム学科

指導教員 塩田 茂雄 教授

工学部都市環境システム学科

13T0276W 高橋 一将

目次

第1章 序論	1
1.1. 研究の背景.....	1
1.2. 研究目的.....	2
1.3. 論文の構成.....	2
第2章 既存の位置推定技術	3
2.1. 概要.....	3
2.2. RSS による距離測定.....	3
2.3. レンジベース方式による位置推定.....	4
2.3.1. TOA, TDOA, RSS を利用した位置検出技術.....	4
2.3.2. AOA を利用した位置検出技術.....	5
2.4. レンジフリー方式による位置推定.....	6
2.4.1. Centroid 法.....	6
2.4.2. DV-HOP 法.....	7
2.4.3. APIT 法.....	8
2.5. レンジフリー方式と提案手法の関係.....	9
第3章 近接情報を利用した位置推定技術	10
3.1. 先行研究.....	10
3.2. 研究概要.....	10
3.3. 前提条件.....	11
3.4. 最適化問題への定式化.....	12
3.5. Horn et al's 法.....	13
第4章 シミュレーション評価	16
4.1. シミュレーション条件.....	16

4.2. シミュレーション 1.....	17
4.3. シミュレーション 2.....	24
第 5 章 結論.....	32
参考文献.....	33
謝辞.....	34

第1章 序章

1.1. 研究の背景

現在、最も広く知られているユーザの位置推定技術に GPS (Global Positioning System) がある。GPS 機能を搭載した携帯電話やスマートフォンの普及に伴い、位置情報を用いたサービスの利用が急速に広がっている。今後も医療・介護、防災、観光など様々な分野における活用が予想されている。その例を以下に示す。

- ・医療・介護

どこでも健康管理が可能となり、心拍、血圧、体温などを常時モニタリングしておく。

その情報から個人ごとの健康診断を自動的にを行い、異常が認められた場合には GPS などによる居場所特定情報を付与し、医療機関などへ自動的に通報し、救急車を現場へ急行させる。

- ・防災

緊急地震速報を受信した時点で、被災した場所の位置情報と被災場所から目的地までの帰宅ルートの取得をすべて自動で実行する。

- ・観光

位置情報を利用することにより、観光地における来訪者の行動・動態について調査・分析し、その結果を地域の取り組みに反映することで観光地域づくりを目的とした地域活性化を図る。

GPS は、(スマートフォンなどの) 端末に GPS 受信機を搭載することで利用でき、事実、屋外による位置推定には GPS が広く利用されている。一方、GPS の電波は屋内や地下施設に届きにくく、屋内や地下施設において GPS を利用した位置推定を用いることは難しい。このような背景から、屋内や地下施設などでの利用を目的として、GPS 以外の様々な位置推定技術の研究開発が行われている[1]。

1.2. 研究の目的

屋内用の位置推定技術として、位置参照点に置かれた Wi-Fi アクセスポイント等から送信された電波強度に基づいて、（多辺測量の方法などにより）位置参照点との相対位置関係を認識し、位置を推定する手法（以下、位置参照点法）が提案されている。この手法で高い精度で位置推定を行うためには、十分な数の位置参照点を屋内に配置する必要があるが、これは高コスト要因となる。そこで、本研究ではユーザ間の近接情報を利用して、少数の位置参照点を用いて高精度に位置推定を行う手法について検討し、位置推定精度がユーザ数にどのように依存するか、シミュレーション実験により評価することを目的とする。

1.3. 論文の構成

以下に、本論文の構成内容を述べる。

第 1 章 序章

本研究の概要について述べた。

第 2 章 既存の位置推定技術

既存の位置推定技術について述べる。

第 3 章 近接情報利用型位置推定法

本研究で用いた近接情報を利用した位置推定手法について述べる。

第 4 章 シミュレーション評価

ユーザ数を変化させたときの位置推定精度をシミュレーションにより比較する。

第 5 章 結論

本研究のまとめを述べる。

第 2 章 位置推定技術

本章では、既存の屋内用の位置推定技術[2,3]について述べる。

2.1. 概要

ユーザの位置推定技術は、レンジベース(Range-based)方式とレンジフリー(Range-free)方式の2つに分けることができる。レンジベース方式はユーザから発せられた受信信号の到来時間(TOA:Time of Arrival)や到来時間差(TDOA:Time Difference of Arrival), 受信信号強度(RSS:Received Signal Strength)などから推定した各ユーザ間の距離や, 受信信号の到来方向(AOA:Angle of Arrival)を測定結果から求め, それに基づきユーザの位置を推定する手法である。レンジフリー方式は位置参照点を用いてそれらとユーザとの位置関係やホップ数などからユーザの位置を推定する手法である。一般的にレンジベース方式はレンジフリー方式に比べてコストがかかるが, 位置推定の精度は高くなる。以下に説明する手法ではユーザは通信端末を所持していることを仮定する。

2.2. RSS による距離測定

ユーザの距離測定は受信する信号の強度(RSS)から導くことが多い。導き方には大きく分けて2つの手法があげられる。1つは発信点から出た電波の値を初期値として電波強度と距離の関係を表す線形関数を求め, 関数から距離を算出する方法。2つ目はあらかじめ測定を行う周辺で, 発信点から出る電波を感知できる場所で電波強度をすべて調べておき, 距離の測定時に事前に調べておいた値とどれだけ類似しているかで距離を推測する方法である。前者は測定環境に影響を受けるため定式化しにくい, 後者は測定を行うたびに電波強度をすべて調べなければならない難点がそれぞれある。それでもそのコストパフォーマンスは優れており, 難点もあるが RSS による距離測定は既存研究でも多く利用されている[4,5,6]。一般的には RSS は距離 R の二乗で減衰するといわれている

る($RSS = 1/R^2$). 距離により電波強度が減衰するイメージ図を図 2.1 に示す. しかし, 先に述べたとおり RSS は測定する環境に影響を受けるので, 理論値と実際の誤差が存在する. そのため正確な距離は出せない.

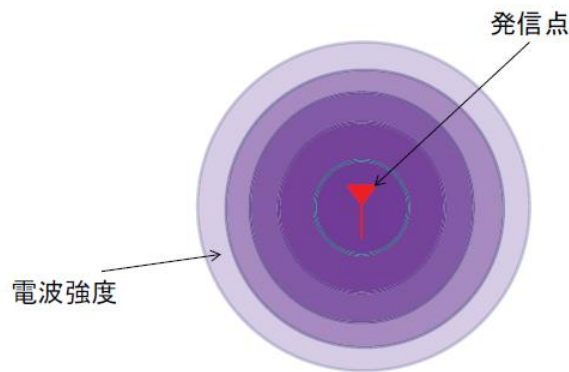


図 2.1 距離により電波強度が減衰する様子

2.3. レンジベース方式による位置推定

レンジベース方式は, TOA, TDOA, RSS によって推定した距離に基づき距離を推定する方法と AOA に基づき位置を推定する手法の 2 つに分けられる.

2.3.1. TOA, TDOA, RSS を利用した位置検出技術

図 2.2 に TOA, TDOA, RSS を用いた位置推定の方法を示す. 位置が未知のユーザから位置が既知である位置参照点までの距離を TOA, TDOA, RSS で推定する. 3 個以上の位置参照点までの距離が分かれば位置が未知のユーザは位置が推定できる. 図 2.2 では 3 つの円が 1 点で交わっているが, 距離の推定値には誤差が含まれていることがほとんどなため, 交点が 1 つしか求まらないケースは非常に少ない. そのため, 交点の平均を取るなど何らかの工夫が必要になる. また, TOA と TDOA では電波の到来する時刻や時間差を利用するため, ユーザ間での正確な時間同期も必要である. 特に TOA を用いて, 対象物の追跡や検知, 位置情報の推定を試みる既存研究は多数存在する. [7,8]

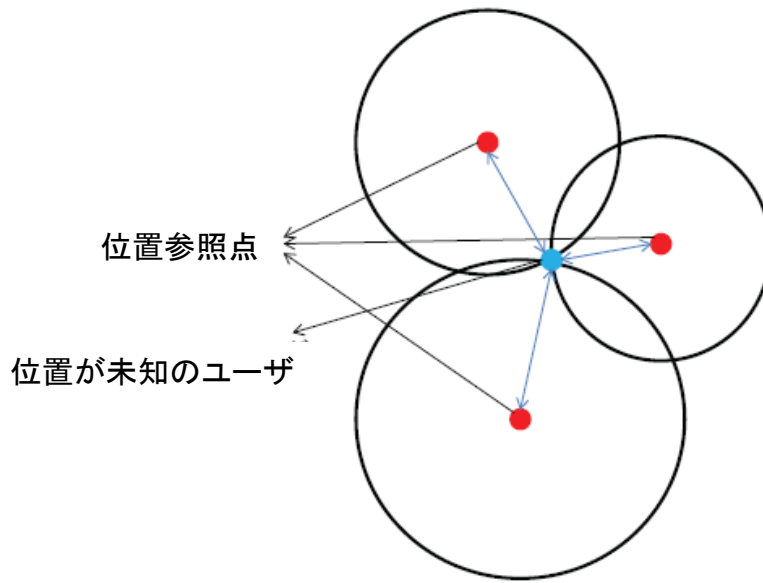


図 2.2 TOA, TDOA, RSS を利用した位置検出技術

2.3.2. AOA を利用した位置検出技術

図 2.3 に AOA を用いた位置推定の方法を示す.

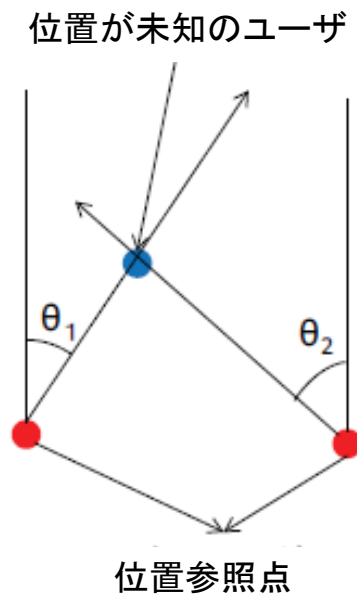


図 2.3 AOA を利用した位置検出技術

位置が未知のユーザは位置が既知である位置参照点から発信される電波の到来時間を推定する。図 2.3 より 2 つ以上の位置参照点からの方向と距離が分かれば自分の位置を推定することができる様子が分かる、TOA や TDOA, RSS を用いた位置推定に比べれば必要な位置参照点は少ないが、指向性をもつ電波を飛ばす必要があるため、他の手法よりもコストがかかってしまう。

2.4. レンジフリー方式による位置推定

本研究では、位置参照点を用いてそれらとユーザとの位置関係やホップ数などからユーザの位置を推定するレンジフリー方式で位置推定を行う。レンジフリー方式の既存の代表的な手法を説明する。

2.4.1. Centroid 法

Centroid 法では、位置参照点が自身の位置情報を含んだビーコンを定期的にブロードキャストし、各ユーザは受信したビーコンから位置参照点の位置を知る。各ユーザは、ビーコンを受信した複数の位置参照点の重心を自身の位置とする手法である。図 2.4 にイメージ図を示す。

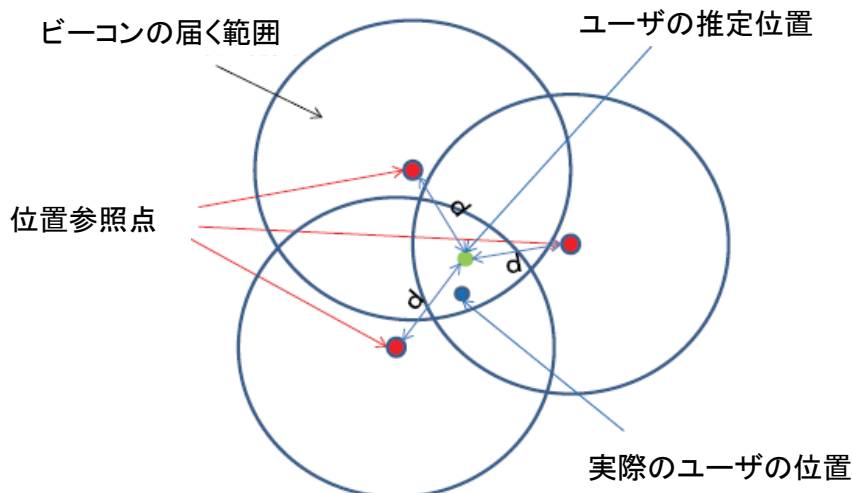


図 2.4 Centroid 法

非常に簡単な手法だが、正確な位置を推定するためには、各ユーザを多くの位置参照点がカバーする必要があるため必要な位置参照点数が多くなってしまう。

2.4.2. DV-HOP 法

DV-HOP 法は位置参照点からのホップ数と 1 ホップの平均距離から各ユーザと位置参照点間の距離を推定し、その距離に基づき位置を推定する方法である。まず、位置参照点は、自身の位置とホップカウント数が含まれたパケットをネットワーク内にフラッディングする。各ユーザは、パケットを受信するとホップカウント数を 1 増価させて転送する。このようにすることで、各ユーザは各位置参照点の位置とそこまでの最小ホップ数を知ることができる。各位置参照点は、ほかのすべての位置参照点からの距離とホップ数から、1 ホップあたりの平均距離を計算する。各ユーザは 1 ホップあたりの平均距離と、位置参照点と自分自身までのホップ数から周辺の位置参照点までの距離を計算、多角測量から自身の位置を推定する。図 2.5 にイメージ図を示す。

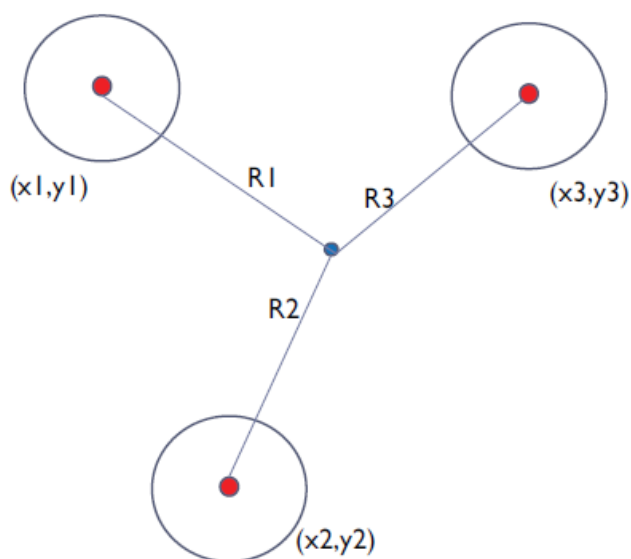


図 2.5 DV-HOP 法

ここで $R_1 \sim R_3$ はホップ数と1ホップあたりの平均距離から知ることができ、 $x_1 \sim x_3$ 、 $y_1 \sim y_3$ は位置参照点から送られてきた情報から知ることができる。これを多角測量から自分の位置を導き出す。この方法もCentroid法と同様に簡単ではあるが、ユーザ数の増加によって通信量が急激に増加するという難点がある。

2.4.3. APIT 法

APIT 法は、各位置参照点がそれ自身の位置情報を含んだビーコンを定期的にブロードキャストする。各ユーザは、受信したビーコンから3つの位置参照点の組み合わせで作成可能なすべての三角形を求める。これらの三角形に対し、自分が各三角形の内側にいるのか外側にいるのかをRSSを用いて検証し、それに基づき自身の位置を絞り込んでいく。図2.6で説明する。

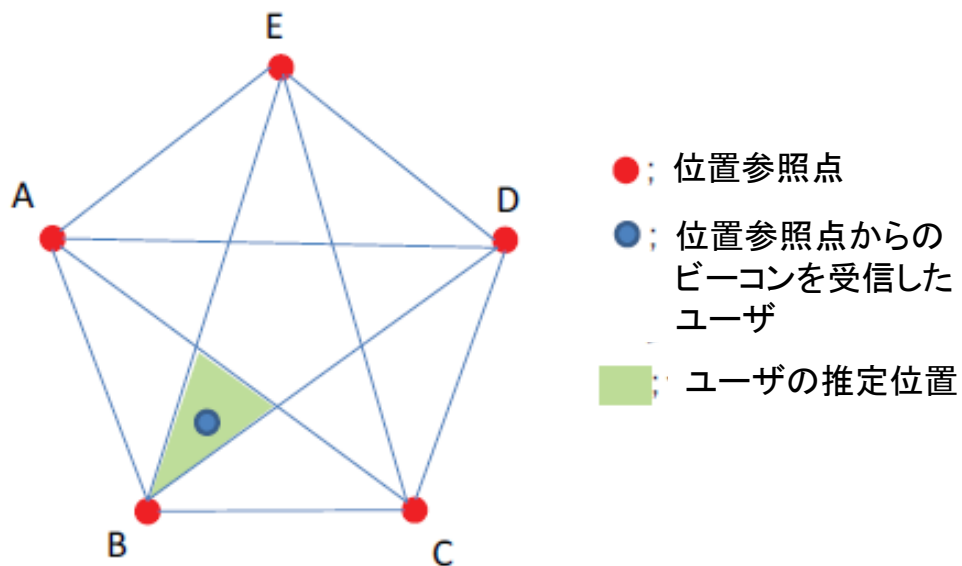


図2.6 APIT 法

図 2.6 では 5 つの位置参照点からビーコンを受信し、それぞれを 3 つ組み合わせて三角形を形成する。次に RSS で距離を測定し、自分がどの位置参照点で形成している三角形の内側にいるかを推定する。図 2.6 では三角形 ABC, BCE, BDE の中にあるので、この三角形の重なっているエリアのどこかに推定位置は絞られる。より位置参照点が多ければよりエリアは絞られていき、推定精度は上がる。しかし、少しの測定距離の誤差で三角形の外側か内側かが変わってしまうため位置推定の精度も保てなくなってしまう。

2.5. レンジフリー方式と提案手法の関係

2.4 節までで述べた通り、代表されるレンジフリー方式での位置推定は欠点が目立つ。次章で提案する手法はこれらのように位置参照点を増やすことなく少数の位置参照点での位置推定を行う。

また、本研究では RSS を利用することを仮定し、近接関係にあると認識できる距離（近接関係認識距離）を設定し、その範囲内にあるユーザ同士を「近い」と認識する。既存の研究ではレンジフリー方式の位置推定手法ではユーザ数によって精度がどのように変化していくかについては述べられていない。そこで本研究では近接情報を利用した位置推定手法では推定精度にユーザ数は依存するかを示す。

第3章 近接情報利用型位置推定法

本章では、近接情報を利用した位置推定技術について簡単に述べる。それに伴い、シミュレーションで用いた位置推定手法について説明する。

3.1 先行研究

センサ用の位置推定技術として、位置が既知のアンカーと呼ばれるセンサを一部に配置し、その他のセンサはアンカーからの情報と自らの情報を近隣しているセンサ同士で相互に利用し、全体として位置推定精度を高める「協調位置推定」と呼ばれる手法が研究されている。協調位置推定において、各センサが近隣のセンサまでの距離測定値と近隣のセンサの位置推定値を利用してそれらの差の二乗和の合計が最小となるように目的関数を定式化し、最適化問題を解くことによって位置推定を行う位置推定法が提案されている[9]。

3.2 研究概要

本研究では、位置参照点法による屋内位置推定手法を、3.1節で述べた既存研究の考え方をを用いて高精度化する方法について検討する。まず、位置推定を行うユーザ間の近接関係（例えばどのユーザ同士が近い位置にいるか）が取得できることを仮定する。各位置推定ユーザは、位置参照点からの電波強度等に基づいて認識した位置参照点との相対位置関係に加え、ユーザ間の近接関係を利用して、自分の位置を推定する。

3.3 前提条件

N 人のユーザが配置された二次元平面内の領域を想定する。ユーザのもつセンサそれぞれには固有の ID がある。 N 人のユーザのうち、最初の n 人 (1番から n 番まで) は位置が既知の位置参照点, 残り $N - n$ 人 ($n + 1$ 番目から N 番まで) が一般のユーザとする。ユーザ ij のユーザ間距離は d_{ij} とあらわされる。 (位置参照点を含む)ユーザは距離 d_{mea} を半径とする同心円状に電波を発信し, その円内にあるユーザは電波を受信することでユーザ間は近接関係にあると判断される。近接関係にあると認識できる距離 (以下, 近接関係認識距離) を用いた位置推定では全ユーザ間の測定距離は以下のように定義される。

$$d_{ij}^{(m)} \stackrel{\text{def}}{=} \begin{cases} 1, d_{ij} \leq d_{mea} \\ \infty, \text{上記以外} \end{cases}$$

本稿では近接関係認識距離を用いた位置推定を扱うため距離閾値 d_{mea} 以内にユーザを発見した場合は 1, 発見できないユーザ距離は ∞ (測定不能) とする。距離ベース位置推定では, 距離閾値 d_{mea} 以内のユーザ間距離は (誤差も含め) 実際の値を代入し定式化していたが, 近接関係認識を利用した場合, 閾値内にあるユーザ間距離はすべて 1 になってしまう。ユーザは近接関係認識がある (距離が 1) ユーザ番号を集中サーバーへ送信する。接続情報及び位置参照点の位置は集中サーバーが把握しているものとする。また, d_{mea} の値は位置推定の過程では未知とする。

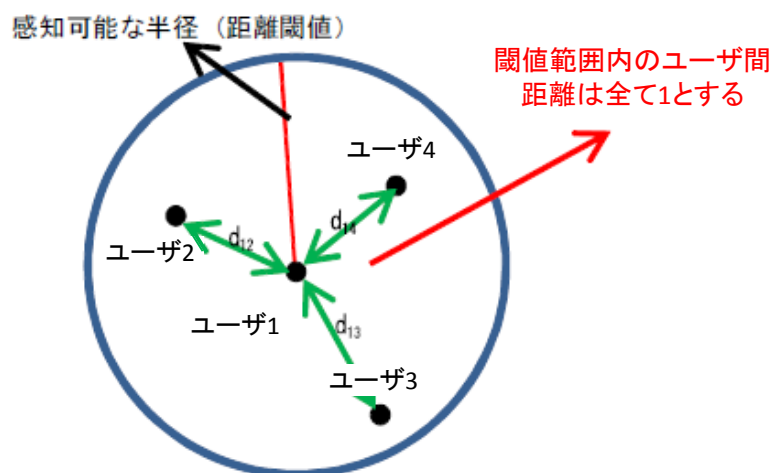


図 3.1 ユーザのモデル図

3.4 最適化問題への定式化

以下を定義する.

$$\varepsilon(x_1, \dots, x_N) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_i^N \sum_{j \neq i} (|x_i - x_j| - d_{ij})^2$$

ここで、 N は領域内のユーザ数、 x_i は i 番目のユーザの位置推定値、 d_{ij} はユーザ i とユーザ j の距離である。 $\varepsilon(x_1, \dots, x_N)$ は並進、回転、拡大縮小変換に対して不変であることに注意する。ユーザの相対位置を推定する問題は「 $\varepsilon(x_1, \dots, x_N)$ を最小化する (x_1, \dots, x_N) を求める」という最適化問題として扱うことが可能と考えられる。

この定式化はユーザ間の距離測定値に誤差が含まれる場合に拡張できる。 d_{ij} はユーザ i, j 間の距離測定値とし、この測定値には誤差が含まれるものとする。この場合、すべての (i, j) ベクトルについて $|x_i - x_j| = d_{ij}$ が成立するような (x_2, \dots, x_N) は存在せず、したがって $\varepsilon(x_2, \dots, x_N)$ の最小値は 0 ではないが、「 $\varepsilon(x_2, \dots, x_N)$ を最小化する (x_2, \dots, x_N) を求める」という非線形最適化問題、つまり

$$\varepsilon(x_2, \dots, x_N) = \arg \min_{(z_1, \dots, z_N)} \varepsilon(z_2, \dots, z_N)$$

はユーザの相対位置の最適な推定値を与えると期待できる。 $\varepsilon(x_2, \dots, x_N)$ は位置推定値から計算したユーザ間の距離と RSS 等から推定したユーザ間の距離の二乗和であり、いわゆる二乗誤差の和に相当するため、最適化問題の解は最小二乗誤差推定に相当すると解釈できる。

本研究では上述の非線形最適化問題の局所解のいずれか一つを求める手法であり、局所解への収束が保証されている手法 **Stress Majorization** [10]を適用させる。**Stress Majorization** を適用させて求めたグラフを、グラフ上の位置参照点が、実際の位置参照点の位置に最も近づくように並進、拡大縮小、回転の変換を施すことで、位置参照点以外の位置推定ユーザの位置を決定する。

3.5 Horn et al's 法

前節で述べたように **Stress Majorization** を適用させて求めたグラフを，グラフ上の位置参照点が，実際の位置参照点の位置に最も近づくように並進，拡大縮小，回転させることにより相対座標から絶対座標を算出する手法 **Horn et al's 法**[11]について説明する．
図 3.2 にイメージ図を示す．

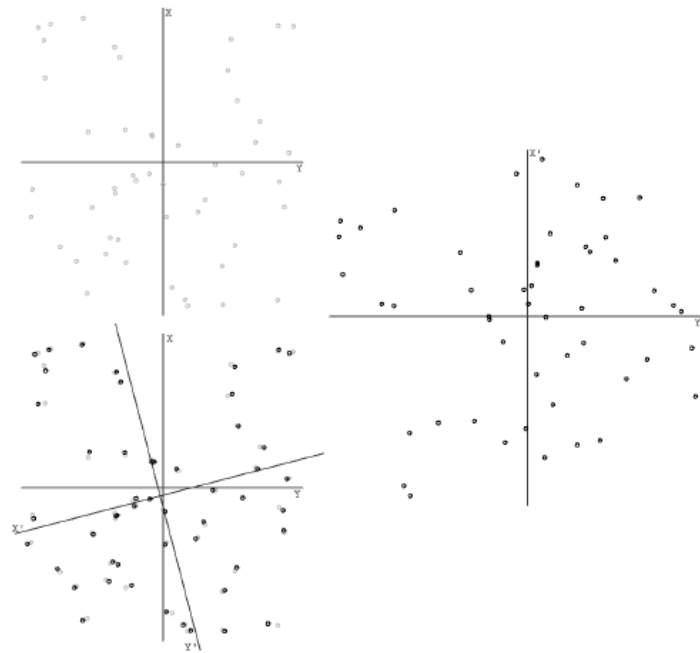


図 3.2 Horn et al's 法

ここで上図の左上図を実際の位置座標，右図は相対的に座標を算出した座標，左下図は相対座標を並進，拡大縮小，回転させ実際の位置参照点の位置に最も近づけたグラフである（誤差を含んだ）．

実際の位置を推定するために並進ベクトル t , 拡大縮小の倍数 s , 回転行列 R を求める工程について説明する. 実際の位置座標を $x_{r,i}$, Stress Majorization を適用させた相対座標を $x_{l,i}$ とし. 位置が既知のユーザ数(位置参照点数)をそれぞれ $i = 1 \dots n$ とする. それぞれの重心は以下の式で表される.

$$\bar{x}_r = \sum_{i=1}^n x_{r,i} \quad \bar{x}_l = \sum_{i=1}^n x_{l,i}$$

それぞれの座標から重心を引いたものを以下に定義する.

$$x'_{r,i} = x_{r,i} - \bar{x}_r \quad x'_{l,i} = x_{l,i} - \bar{x}_l$$

これらから拡大縮小の倍数 s が以下のように求まる.

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \|x'_{r,i}\|^2}{\sum_{i=1}^n \|x'_{l,i}\|^2}}$$

続いて回転行列を求めるために回転行列の要素である M 行列を求める. M は, 2×2 もしくは 3×3 行列であり $x_{r,i}$ と $x_{l,i}$ が 2 次元か 3 次元かに依存する. 本研究では 2 次元で考えるため M 行列は 2×2 行列となる.

$$M = \sum_{i=1}^n x'_{r,i} (x'_{l,i})^T$$

次のステップとして $M^T M$ の固有値分解を行う. これにより固有値 λ_1, λ_2 と固有ベクトル \hat{u}_1, \hat{u}_2 が算出され以下の等式を満たす.

$$M^T M = \lambda_1 \hat{u}_1 \hat{u}_1^T + \lambda_2 \hat{u}_2 \hat{u}_2^T$$

$S = (M^T M)^{1/2}$ と $U = MS^{-1}$ を計算する, $M = US$ であり U は正規直交行列となる.

$$S = \sqrt{\lambda_1} \hat{u}_1 \hat{u}_1^T + \sqrt{\lambda_2} \hat{u}_2 \hat{u}_2^T$$

$$U = MS^{-1} = M \left(\frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} \hat{u}_1 \hat{u}_1^T + \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} \hat{u}_2 \hat{u}_2^T \right)$$

ここで,

$$R = U = M \left(\frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} \hat{u}_1 \hat{u}_1^T + \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} \hat{u}_2 \hat{u}_2^T \right)$$

このように R 行列が求まる. R 行列は正規直交行列となり $x_{l,i}$ を $x_{r,i}$ に変換することを可能とする. これより並進行列 t は以下のように求まる.

$$t = \bar{x}_r - sR\bar{x}_l$$

そして, 最終的に Stress Majorization を適用させた座標 x とこれまでに求めた並進ベクトル t , 拡大縮小倍数 s , 回転行列 R を用いて絶対座標 x' が以下のように求まる.

$$x' = t + sRx$$

第4章 シミュレーション評価

4.1 シミュレーション条件

本章は作成したシミュレータを用いて3章で述べた手法を様々な条件で比較検証し精度を評価する。以下に条件を設定する。

- ・領域：30[m]×30[m]
- ・位置推定ユーザは領域内のランダムな配置に存在。
- ・位置参照点を領域の4隅に設置。
- ・10m以内にいるユーザ（および位置参照点）は「近い」と認識。

上記の条件で、位置推定ユーザ数 N を (20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100) の9通りに設定し、位置推定精度がユーザ数にどのように依存するかを評価する。また、本研究で用いる位置推定手法で得られる位置推定値は誤差が発生するため精度の評価として、平均推定誤差 [m] を用いる。平均推定誤差は以下のように定義する。

$$\text{平均推定誤差} = \frac{\sum_{i=0}^N |x_i - \hat{x}_i|}{N}$$

ここで x_i はユーザ i の位置データの真値、 \hat{x}_i はユーザ i の推定位置である。ユーザの配置は相対位置推定の前に行い、真値の座標情報をあらかじめ保持しておく。Stress Majorization による相対位置推定が終了したらその結果 Horn et al's 法により並進、拡大縮小、回転を行い真値との比較を行う。平均推定誤差は各センサで真値の座標と並進、拡大縮小、回転を行った推定結果の座標の距離を計算し、その平均を取ったものである。

4.2 シミュレーション 1

本研究では前項の条件の下でユーザを配置した結果($N = 20$)を以下の図 4.1, Stress Majorization を適用させ接続情報により相対的に位置を算出したグラフを図 4.2 に示す. このように 10m以内にいるユーザ (および位置参照点) はエッジを張るようにする. すべてのユーザがエッジで結ばれており孤立点が発生しない場合, Stress Majorization 適用時のグラフは元のグラフと同形になる. よってすべてのユーザがエッジで結ばれており孤立点が発生しない場合の配置時に位置推定を行う.

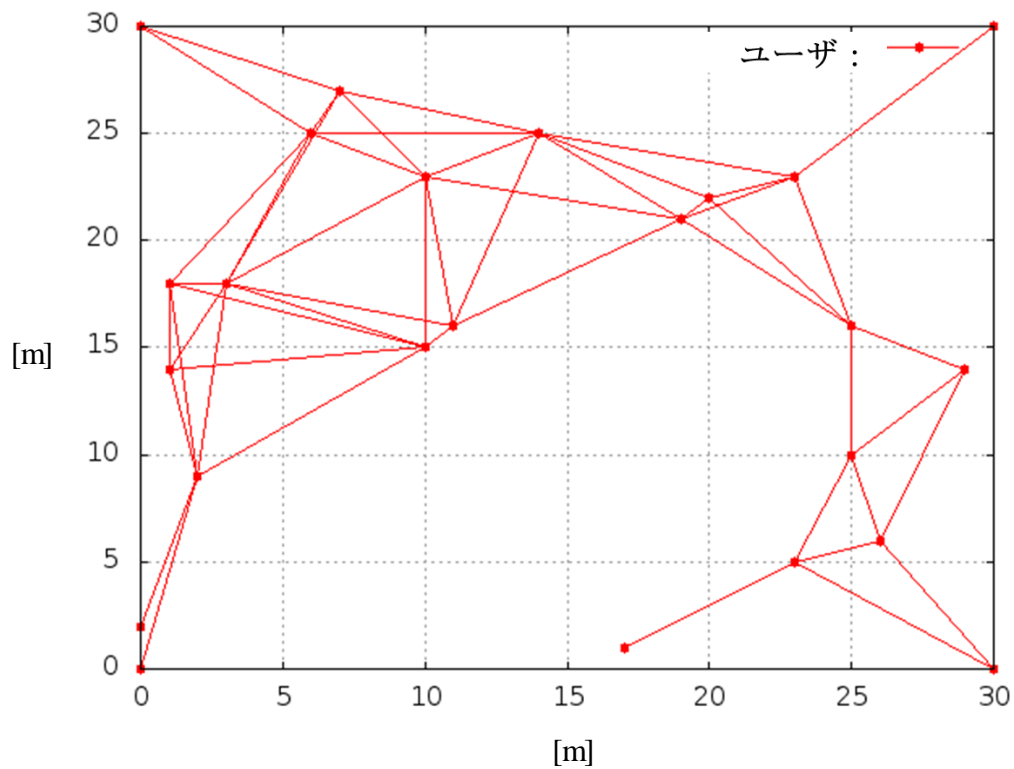


図 4.1 ランダム位置配置 ($N=20$)

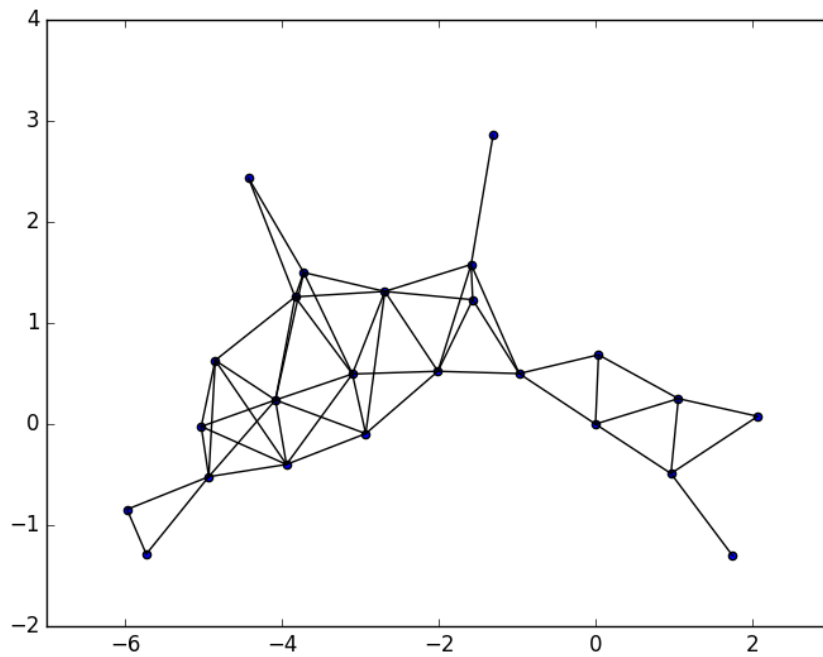


図 4.2 相対的位置推定 ($N=20$)

孤立点が発生してしまう場合はそのユーザが他ユーザ間の接続情報を取得することができなく相対的位置推定が行えない. 次の図 4.3, 図 4.4 を見ても分かるように孤立点が 2 つ発生してしまい Stress Majorization 適用時のグラフは 2 点のみ大きくずれた位置に配置されてしまう. この場合, Horn et al's 法を用いて絶対座標に変換する際大きくずれが生じてしまう.

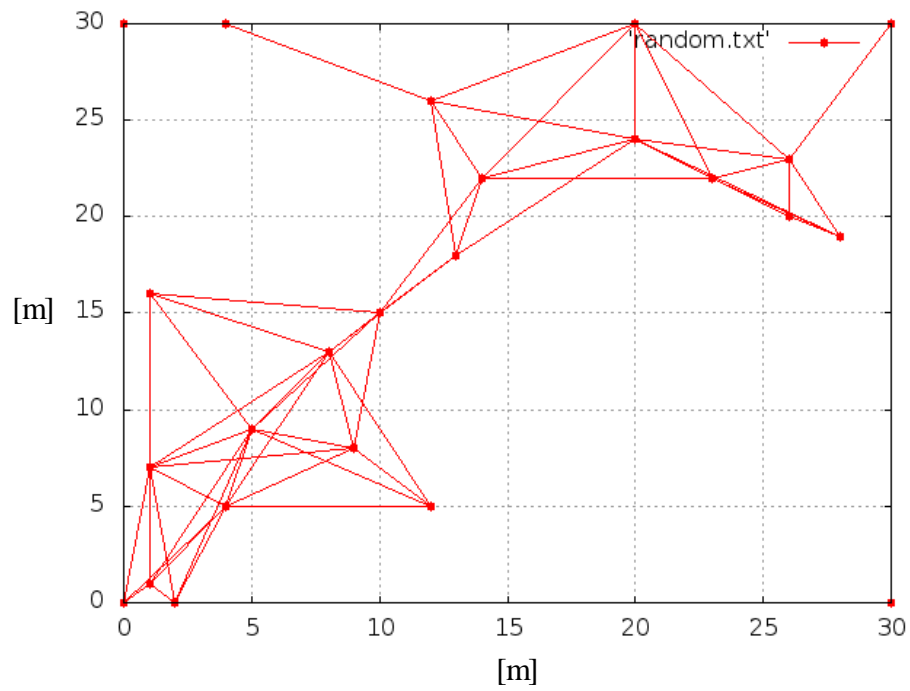


図 4.3 全ユーザ未接続時のランダム位置配置 ($N=20$)

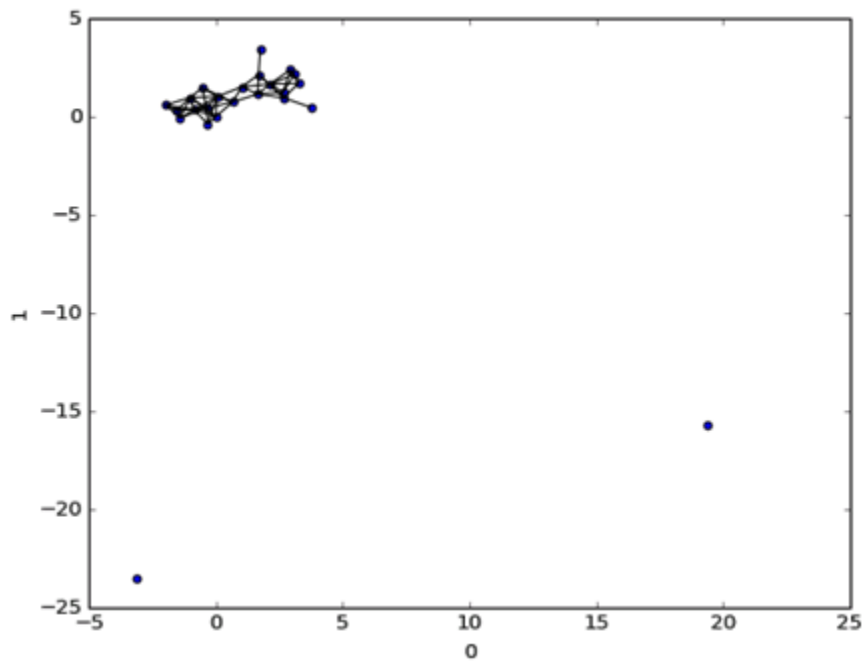
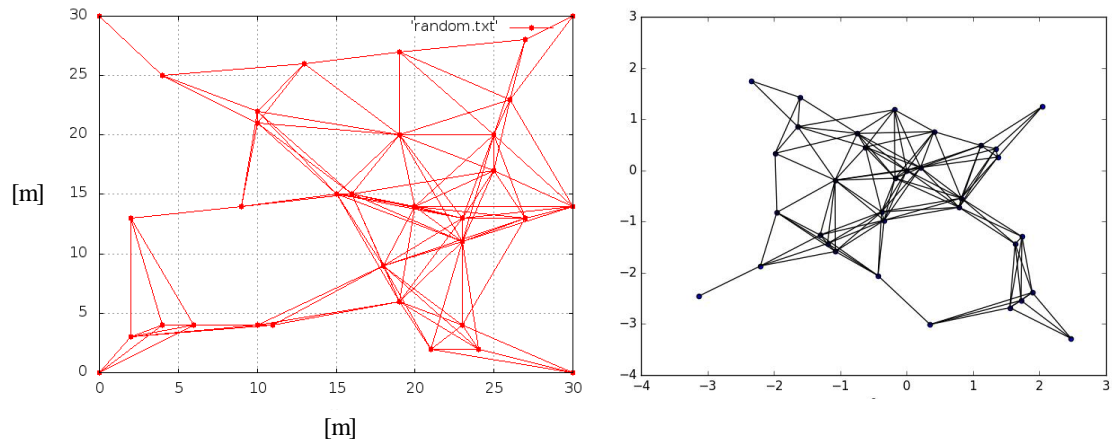
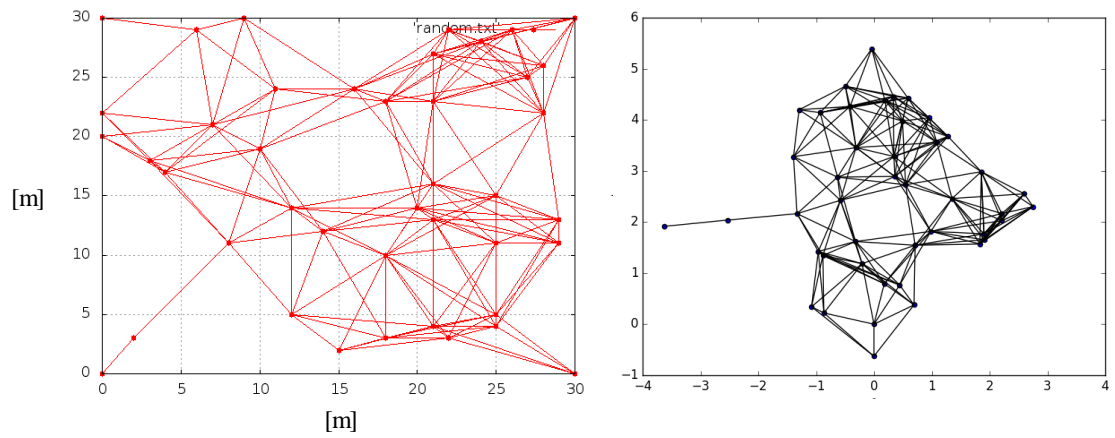


図 4.4 相対的位置推定 ($N=20$)

続いて各ユーザ数 N におけるランダムな位置配置と Stress Majorization 適用時の相対的推定位置を比較したものを以下に示す.

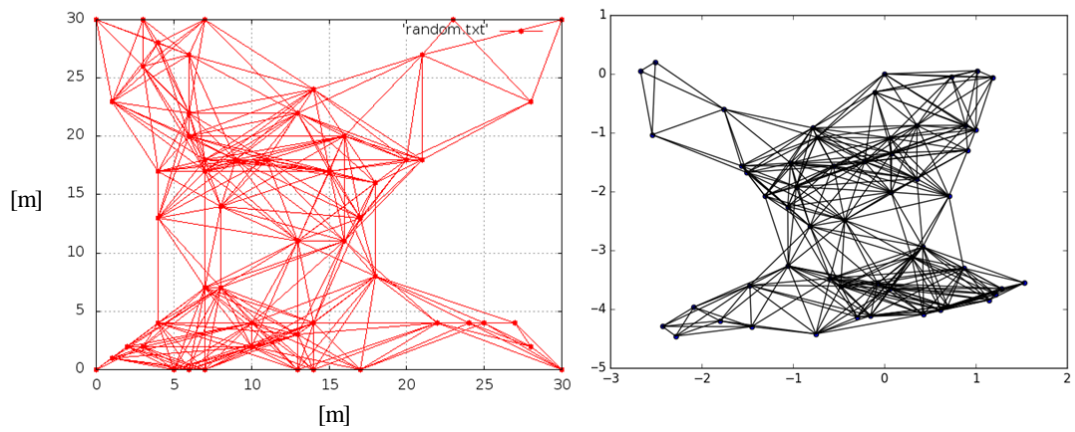


(a) ($N=30$)

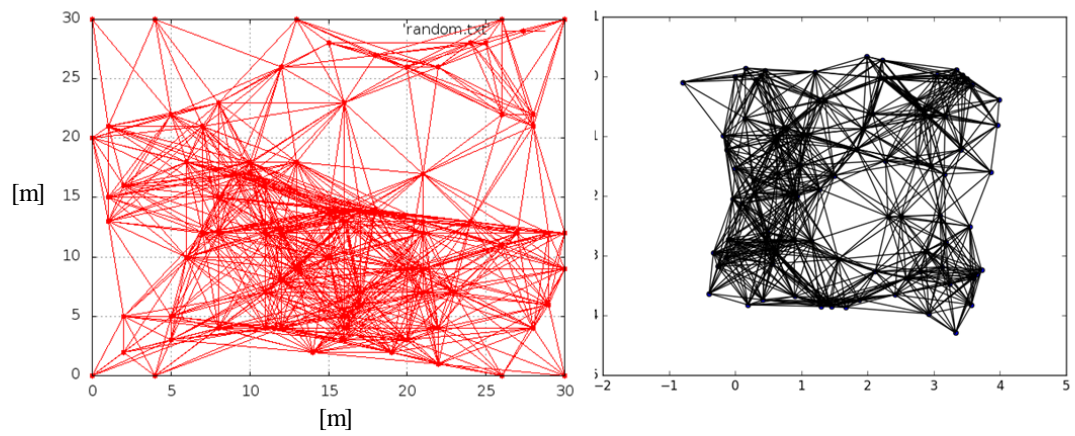


(b) ($N=40$)

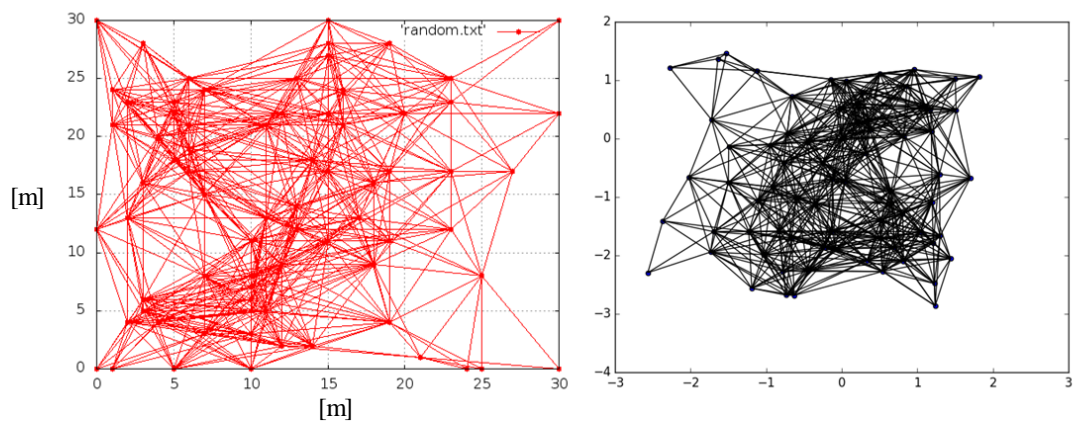
図 4.5 ランダム配置図



(c) ($N=50$)

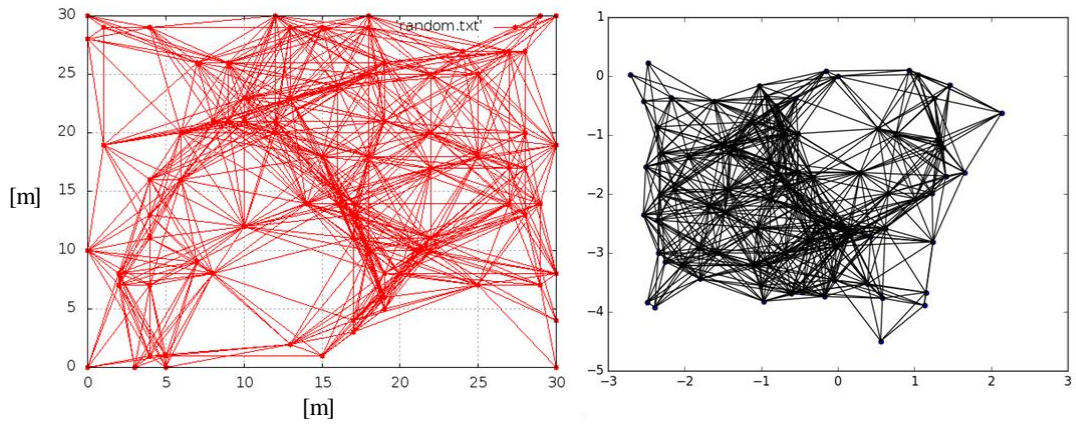


(d) ($N=60$)

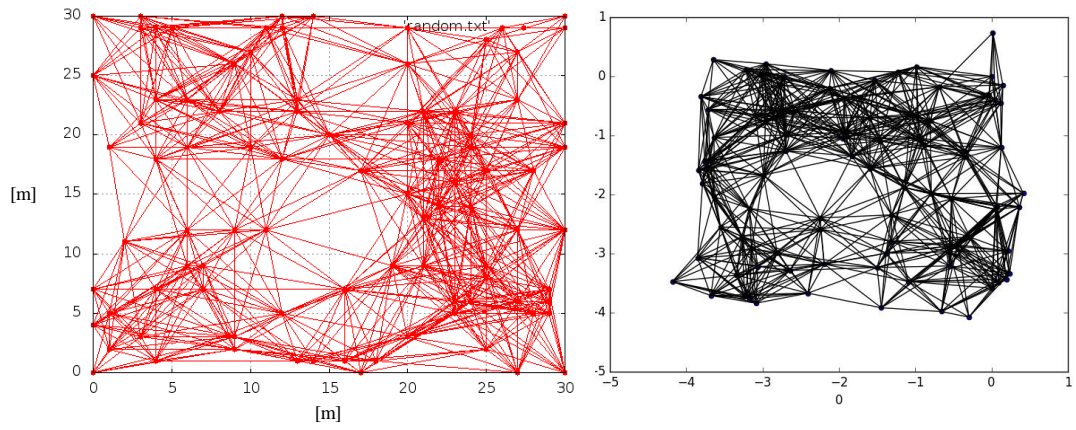


(e) ($N=70$)

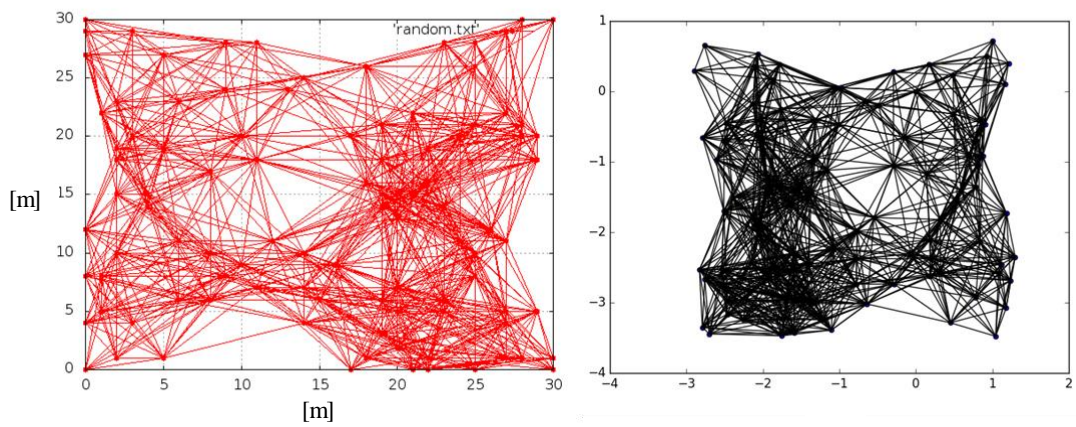
図 4.5 ランダム配置図(続き)



(f) ($N=80$)



(g) ($N=90$)



(h) ($N=100$)

図 4.5 ランダム配置図(続き)

このように各ユーザ数におけるランダムな位置配置と **Stress Majorization** による相対的推定位置を比較すると座標値は異なるが、グラフの形は同形になっていることが分かる。また、ユーザ数を増やすことでエッジ数が増加し近接情報が豊富になり精度も向上していくことが予想できる。各ユーザ数に対応したエッジ数を以下の表 4.1 に示す。また、エッジ数/ユーザ数を計算することで1人のユーザに対してのエッジ数が算出される。表 4.1 からユーザ数を増加させることにより1人のユーザに対してのエッジ数も増加していくが、ユーザ数 70, 80, 90 では大きな差はない。これより位置推定時における精度もユーザ数 70 以降は大きな変化がないということが予想される。次項で各ユーザ数における誤差を評価していく。

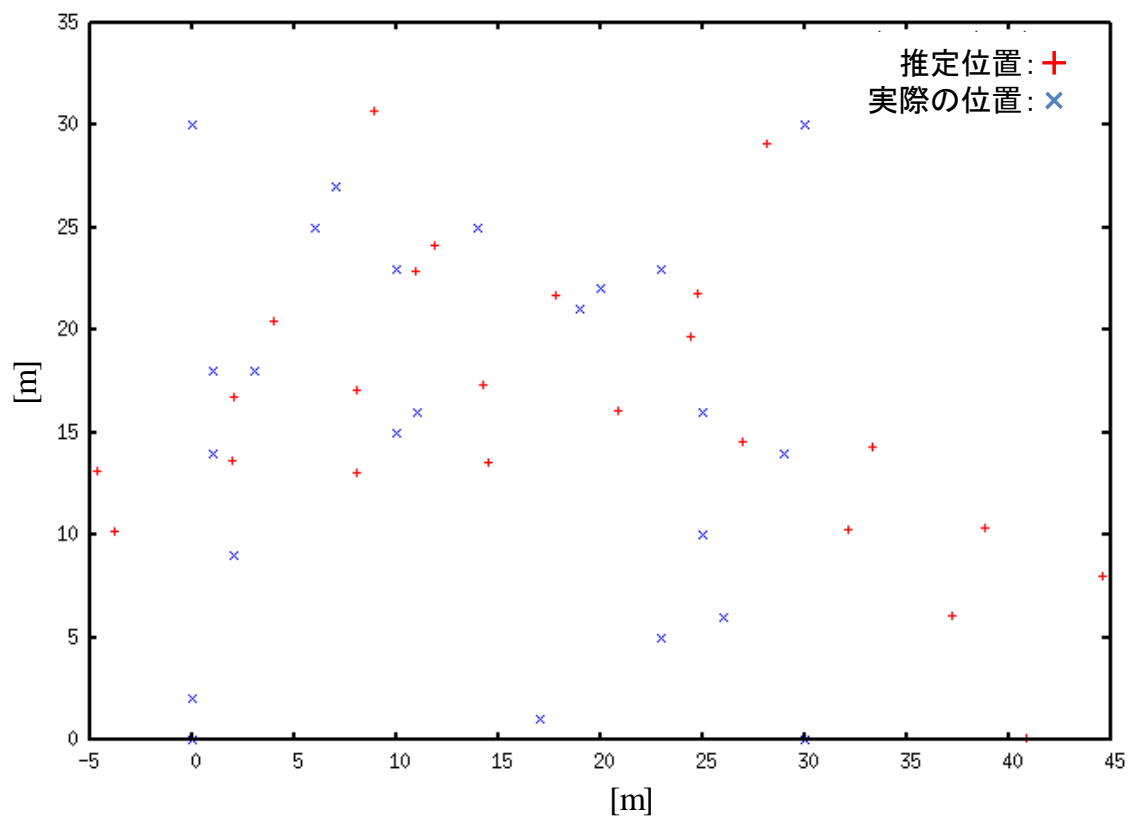
表 4.1 ランダムで配置されたユーザ数とエッジ数

ユーザ数[人]	エッジ数[本]	1 ユーザに対しての エッジ数[本]
20	104	5.2
30	248	8.3
40	396	9.9
50	680	13.6
60	882	14.7
70	1450	20.7
80	1544	19.3
90	1790	19.9
100	2462	24.6

4.3 シミュレーション 2

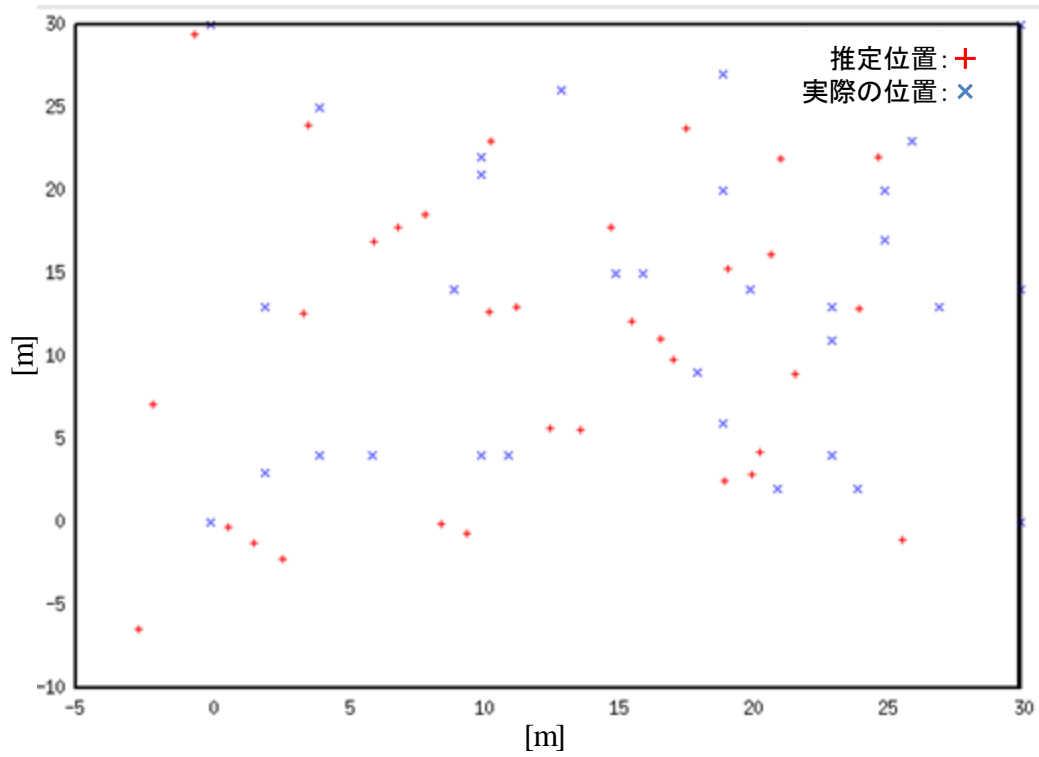
続いて、3.5 節で示した Horn et al's 法を適用させランダムで配置された元の座標を推定する。その際にユーザ数 N を 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100 と変化させた時に発生する推定位置の誤差を比較する。

以下に位置推定を行った結果を示す。青い点を実際の位置、赤い点を推定位置とする。

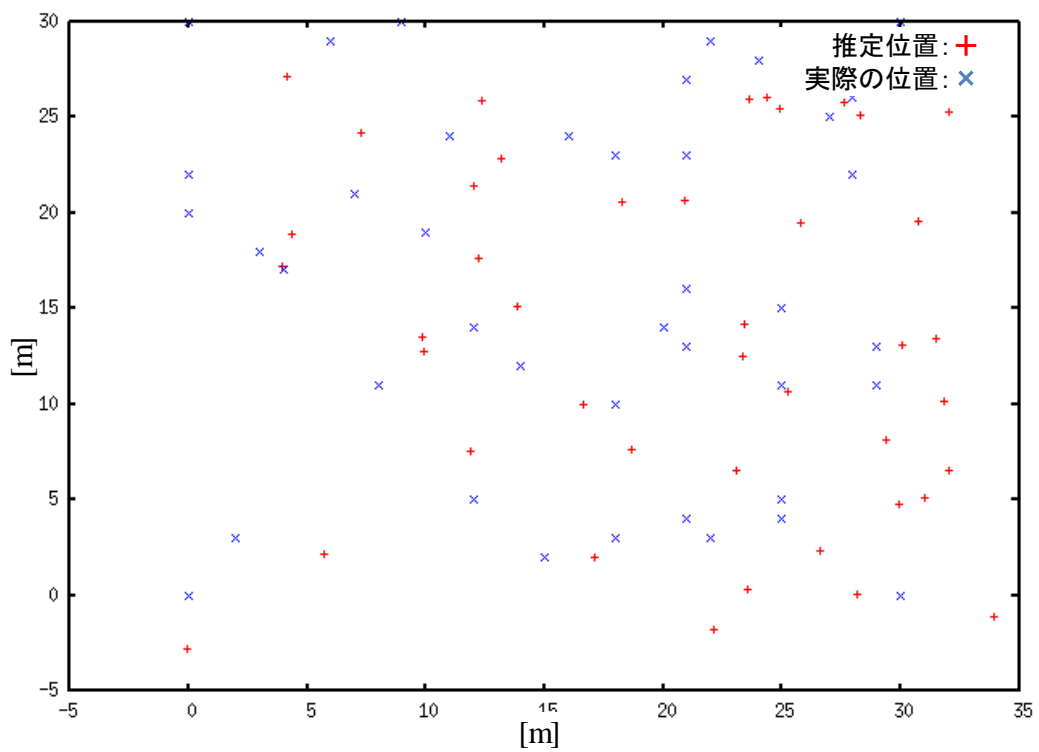


(a) ($N=20$)

図 4.6 Horn et al's 法による推定結果

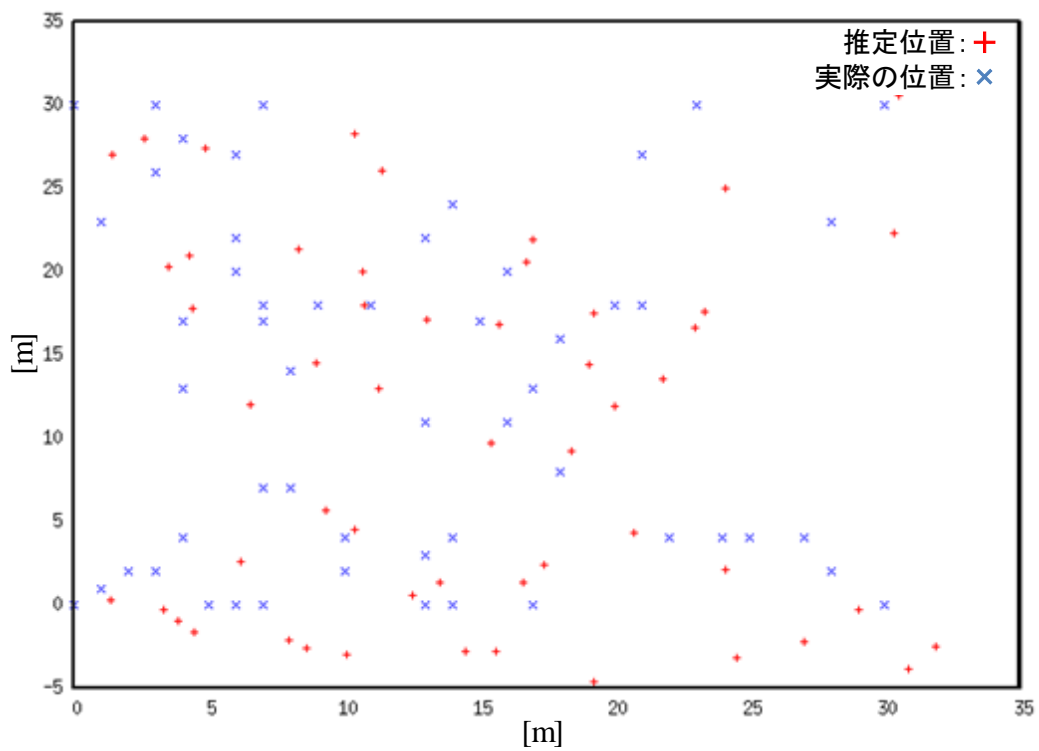


(b) ($N=30$)

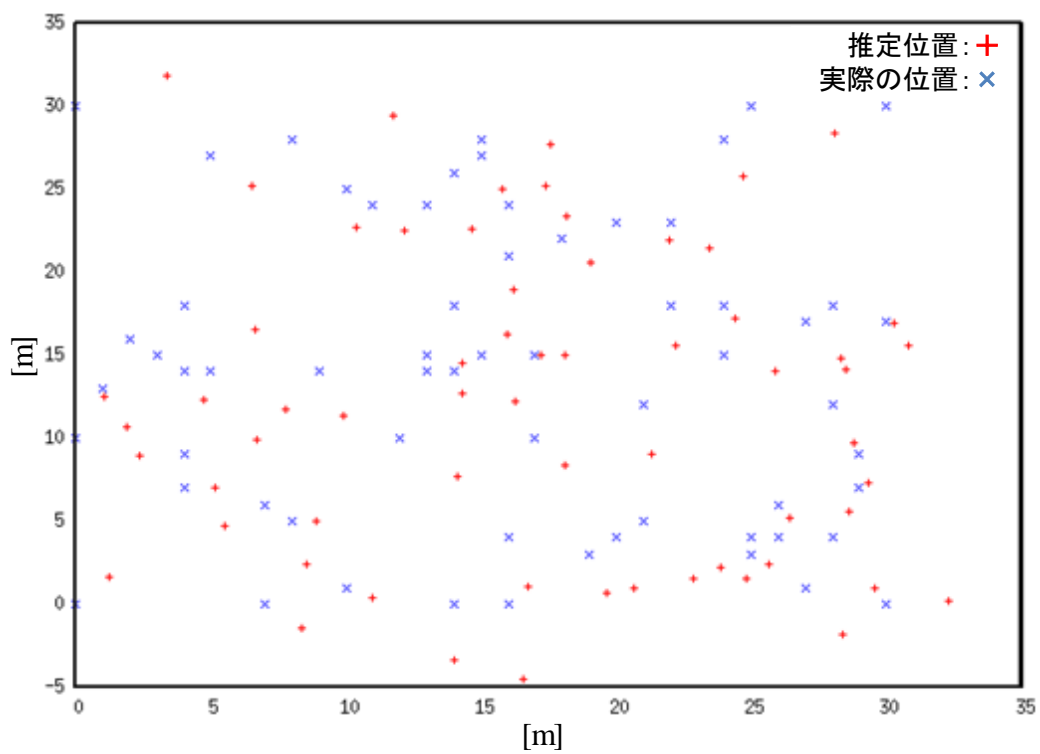


(c) ($N=40$)

図 4.6 Horn et al's 法による推定結果(続き)

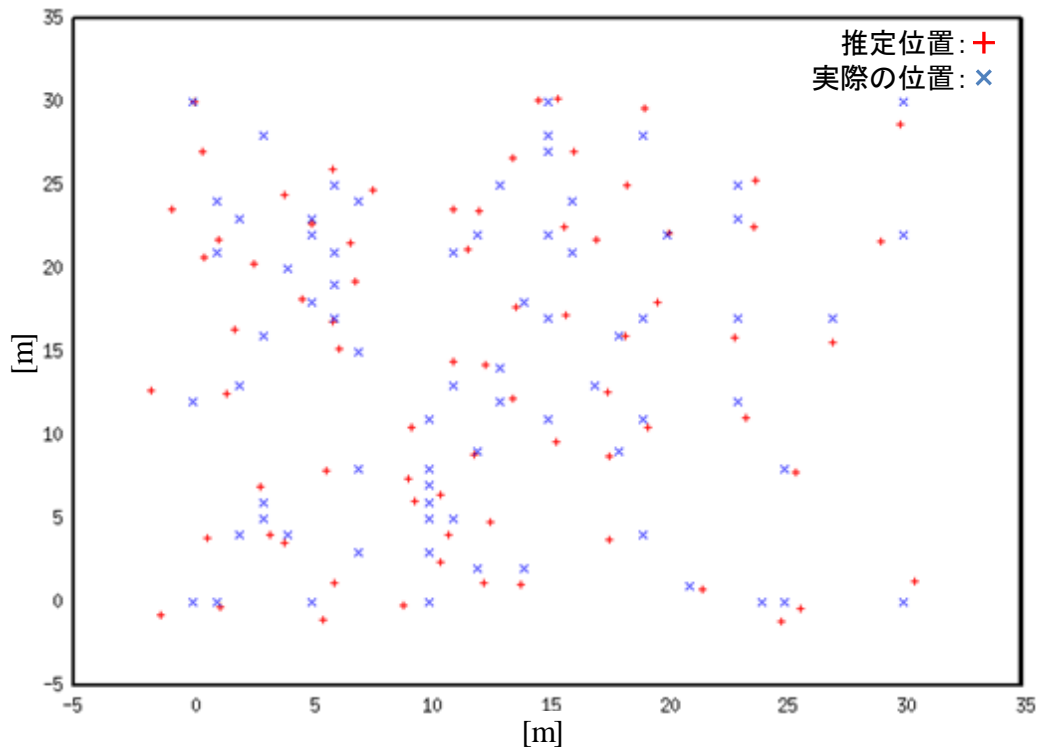


(d) ($N=50$)

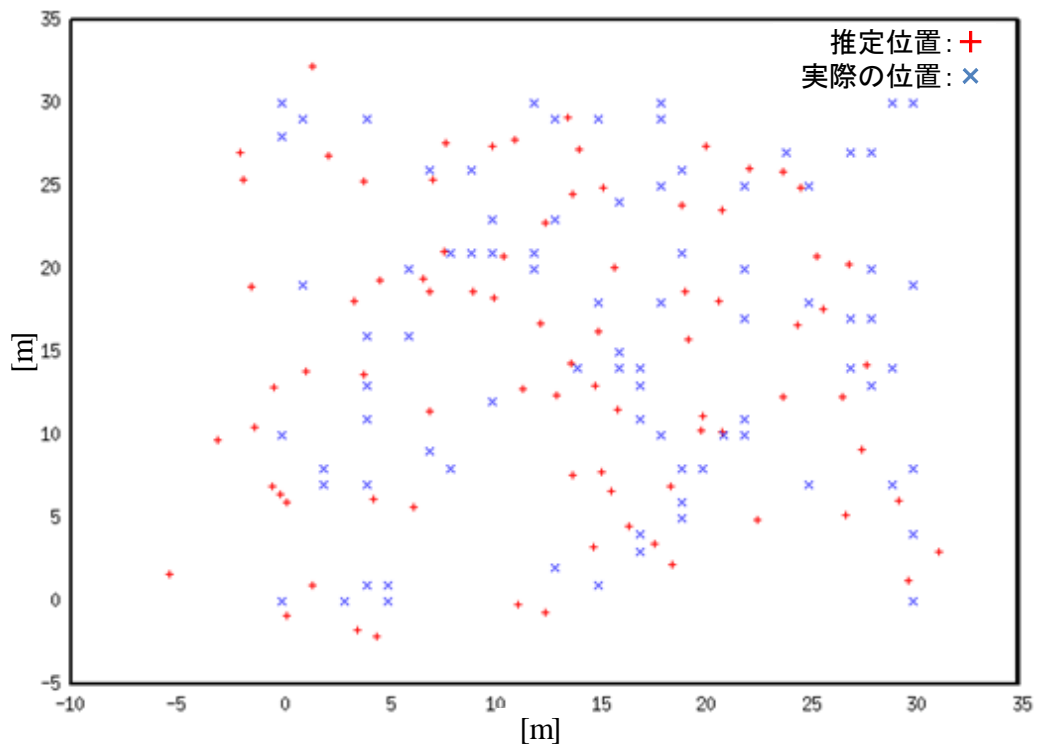


(e) ($N=60$)

図 4.6 Horn et al's 法による推定結果(続き)

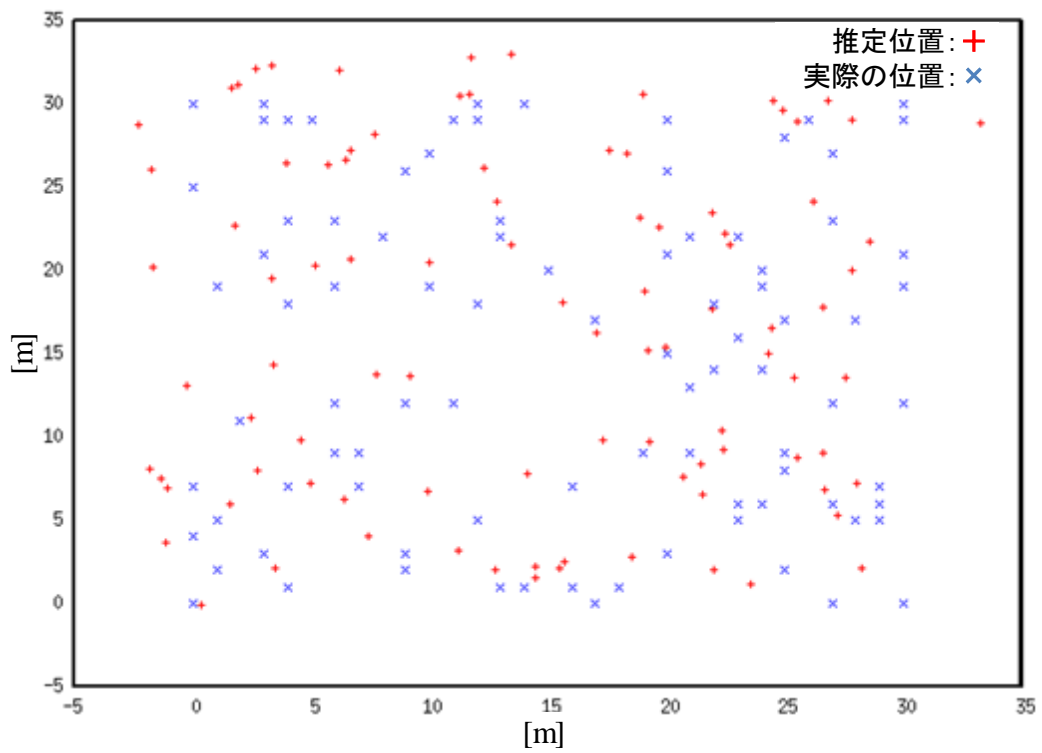


(f) ($N=70$)

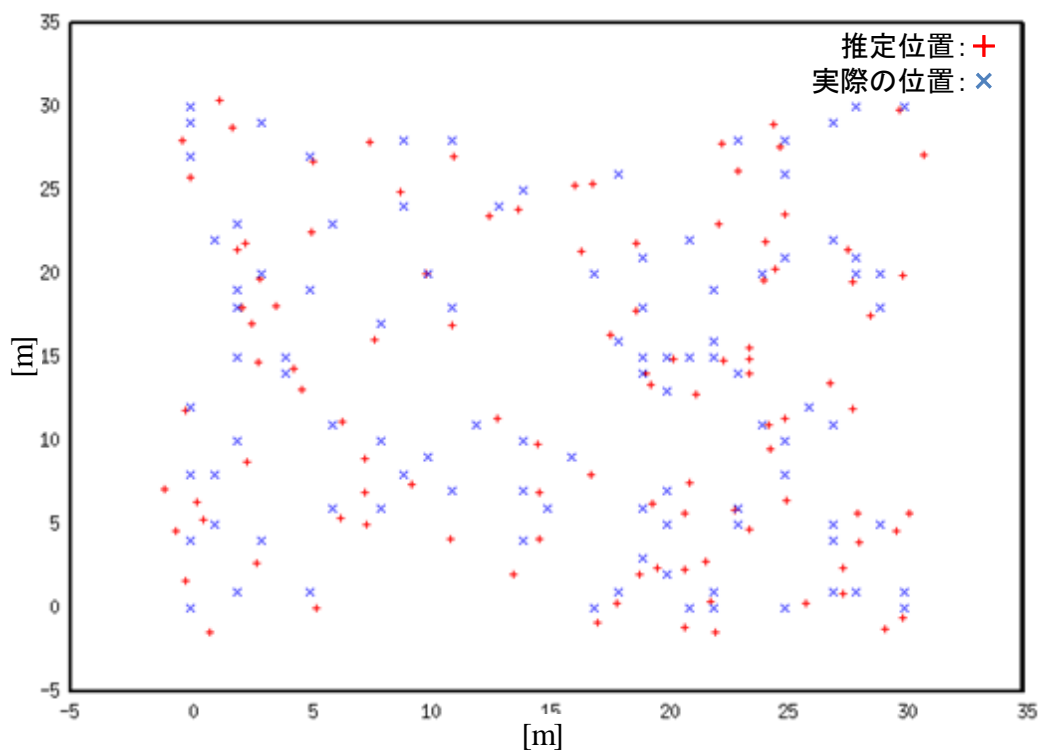


(g) ($N=80$)

図 4.6 Horn et al's 法による推定結果(続き)



(h) ($N=90$)



(i) ($N=100$)

図 4.6 Horn et al's 法による推定結果(続き)

これらの結果からユーザ数が増えることにより位置推定の精度が向上していることが分かる。続いて、領域内にランダムでユーザを配置させ、並進、拡大縮小、回転の変換を行って位置推定するまでの工程を各ユーザ数で10回通り繰り返して平均位置推定誤差を算出する。その後、各ユーザ数の変化に伴った精度を評価する。各ユーザ数で10回シミュレーション(SL)した結果の誤差(m)を以下の表4.2に示す。

表 4.2 各ユーザ数でのシミュレーション結果

SL 回数(回)\ユーザ数(個)	20	30	40	50	60	70	80	90	100
1	6.18	1.67	2.86	5.04	3.63	6.27	2.38	2.49	1.13
2	9.57	7.03	5.10	7.00	2.63	3.03	1.25	1.61	3.21
3	9.07	4.92	2.06	3.21	2.65	2.78	4.78	3.52	1.40
4	8.21	8.78	9.20	4.36	2.37	2.52	2.05	4.00	2.60
5	5.33	5.10	4.82	4.63	1.71	1.39	3.42	1.70	1.95
6	10.60	10.15	4.02	5.61	1.38	1.54	3.65	1.64	2.08
7	7.40	13.25	3.53	6.20	8.74	2.62	1.34	2.63	1.04
8	2.82	3.97	8.03	3.36	2.12	2.69	1.39	1.38	1.90
9	8.20	4.41	4.05	3.21	2.46	3.11	1.25	2.20	1.76
10	6.92	4.97	3.96	3.73	4.02	1.07	1.62	2.16	1.16

これより同じユーザ数でも多少ばらつきが発生してしまっている。その原因として、ランダムに配置されるユーザ位置によってユーザ間の近接情報が変化することで位置推定時の精度に影響が出てしまったためだと考えられる。

次に、平均位置推定誤差に対して位置推定ユーザ数をプロットした結果を図 4.7 に示す。

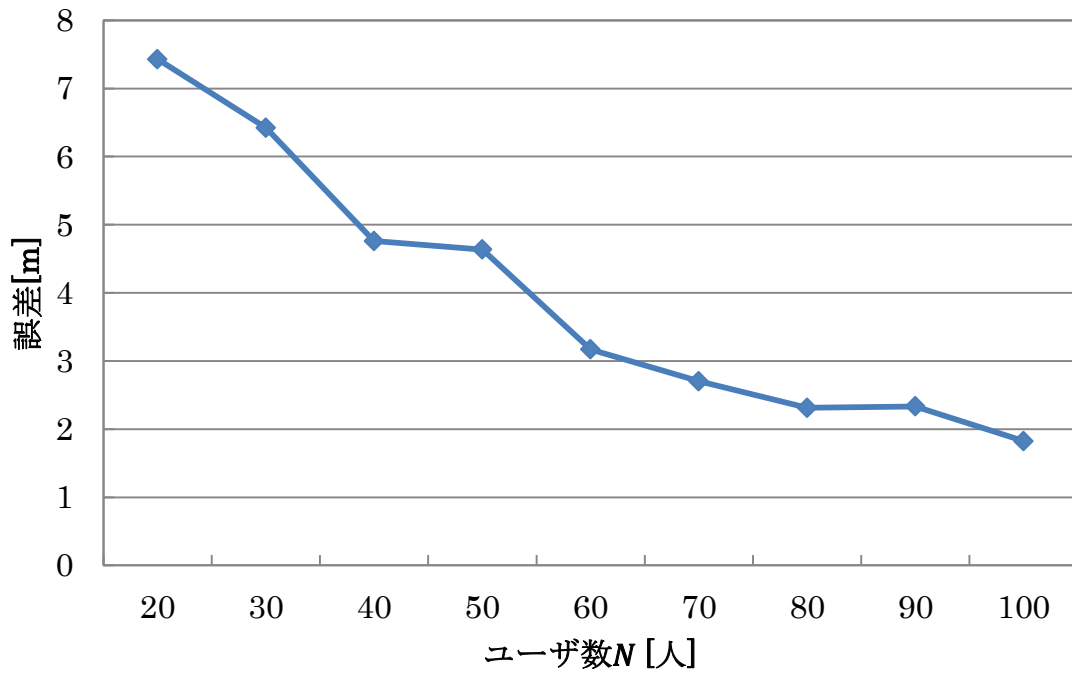


図 4.7 平均位置推定誤差のユーザ数依存性

各ユーザ数で平均位置推定誤差を以下の表 4.3 に示す。やはり、ユーザ数が増加するにつれ、平均位置推定誤差が減少していく様子が確認できる。

表 4.3 平均誤差

ユーザ数(人)	誤差(m)
20	7.43
30	6.42
40	4.76
50	4.64
60	3.17
70	2.70
80	2.31
90	2.33
100	1.82

以上の結果から Horn et al's 法による位置推定ではユーザ数を増やすことによって精度が高くなることが分かった。1 人のユーザに対するエッジ数と位置推定の誤差はシミュレーション 1 で予想したように対応していることが分かる。表 4.3 から、大きく誤差が減少した地点はユーザ数が 30 から 40 に増えた時と 50 から 60 に増えた時であり、それぞれ 1.66[m], 1.48[m]の誤差が減少した。これより、今回設定した条件ではユーザ数を変化させたときに誤差が大きく減少する境界点が存在することも分かった。

第5章 結論

ユーザ間の近接情報を利用して、位置参照点法の位置推定精度を高める手法について検討した。シミュレーション結果からユーザ数が増えることにより精度の高い位置推定ができることが分かった。誤差の平均をとるために位置推定のシミュレーション回数を増やすと、同じユーザ数でも多少精度にばらつきが発生した。これはランダムに配置されるユーザ位置によって近接情報が変化することで位置推定時の精度に影響が出てしまったためだと考えられる。

今回は、近接関係にあると認識できる距離（近接関係認識距離）を 10 m に設定して実験を行った。位置推定精度は、近接関係認識距離にも依存し、ユーザ数によって近接関係認識距離を変化させることでさらに精度を上げることができると考察できる。

今後は、本研究で用いた手法以外の手法でもユーザ依存性を確かめ条件の幅を広げて研究していく。

参考文献

- [1]遠藤, 永見, 他, "位置情報サービス開発における今日的課題とインテックの取り組み," INTEC Technical Journal, vol. 15, pp. 50-57, 2015.
- [2]大槻知明, "位置推定技術", 信学技報, 2009-06-25, 2009
- [3]島村和希, "センサの相対位置推定のための最適化手法", 千葉大学, 大学院工学研究科, 建築・都市科学専攻, 都市環境システムコース, 平成 24 年度 修士論文
- [4]高島雅弘, 趙大鵬, 柳原健太郎, 福井潔, 福永茂, 原晋介, 北山研一, "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, 通信 J89-B(5), 742-750, 2006-05-01.
- [5]西佑介, 大槻知明 "センサネットワークにおける減衰係数未知環境での分散位置推定", 電子情報通信学会技術研究報告, USN, ユビキタス・センサネットワーク 108(138), 141-145, 2008-07-10
- [6]E.S.nadimi, H.T.Sogaard, T.Bak, "Zigbee-based wireless sensor networks for classifying the behavior of a herd of animals using classification trees", Biosystems Engineering, Volume 100, Issue 2, June 2008, Pages 167-176, 2008
- [7]茂木俊, 浩大槻 知明, "局所伝播環境推定を用いた受信信号強度重み付け到来時間位置推定法", 電子情報通信学会技術研究報告, USN, ユビキタス・センサネットワーク 107(53), 42-48, 2007-05-17
- [8]福田一隆, 宮内紘一, 岩波保則"見通し外環境における最尤推定法と malguki 法の位置推定精度および計算コストの評価", 電子情報通信学会技術研究報告, USN, ユビキタス・センサネットワーク 113-118, 2011-01-13
- [9]S. Shioda, J. Komatsu, and K. Nishihara, "Connectivity-Based Sensor Localization for Anisotropic Networks by Stress Relaxation," IEEE VTC Fall, 2015.
- [10]竹之内洋樹, "特定のユーザを基準に据えたグラフの自動描画-最適化問題による定式化を基礎として-", 千葉大学卒業論文, pp. 11-14, 2015
- [11]J. Bachrach and C. Taylor, "Localization in Sensor Networks", pp25-30, 2008.

謝辞

本研究を進めるにあたり至らない私を終始ご指導いただきましたこと深く感謝致します。また、塩田研究室の諸先輩方、同期の方々の御助力、御協力に深く感謝いたします。ありがとうございました。大学院に進学後も精進してまいりますのでご指導のほどどうぞよろしくお願い致します。