

# 誤差学習による高精度無線探査法の研究

76814 横井 直明  
指導教員 保坂 寛 教授

Focusing on the PHS positioning service used in physical distribution of logistics, positioning error offset method for improving positioning accuracy are invented. The PHS system has a defect that the measurement errors are large ranging from several ten meters to several hundred meters caused by the fluctuation of radio waves by buildings around the terminal. In this research, error correction methods are developed which learn patterns of positioning results (latitude and longitude) including errors and the highest signal strengths at major logistic points, and match them with the new data measured at actual distribution processes according to Mahalanobis distance. Then the matching resolution is reduced to 1/40 of the conventional method.

Key words: PHS Positioning, Logistics, Mahalanobis Distance

## 1 緒言

近年, GPS や RFID, PHS を用いた物流管理用位置探査システムが開発されている. このうち PHS は, 屋内外でシームレスに探査が可能, 初期コストが不要, 消費電力が少ないという特徴をもち, 主として荷役機器と貴重品の管理に用いられている<sup>1)</sup>. しかし, 測位誤差が数百 m と大きいため, 実際の物流管理では拠点マッチングにより誤差を補正している. これは, 荷物が移動する可能性のある倉庫や拠点位置を事前に登録し, そこから半径 1000m (PHS 測位の最大誤差) 以内に端末が測位された場合, その領域に対応する登録拠点到荷物があるとみなす方法である. この方法は拠点間隔が 2km 以下では使用できないため, より高い分解能の拠点判別方法が望まれている.

本研究では PHS 測位の高精度化の一例として, あらかじめ各地点で記録した PHS 測定データを利用し, 測定地点が未知なテストデータと各記録データとの類似性を統計的に評価することで, テストデータの測定地点の判別を行う方法について検討した.

## 2 PHS 受信電界強度による端末位置推定

### 2.1 RSSI方式による測位原理

PHS を用いた位置測定には RSSI (Received Signal Strength Indicator) 方式が使用される. RSSI 方式では Fig. 1 に示すように, 電波受信端末により複数基地局からの電波の受信電界強度を計測, この電界強度値から各基地局—端末間の距離を推定し, 測位を行う. 本研究では RSSI 方式による二つの位置計算法を用いる.

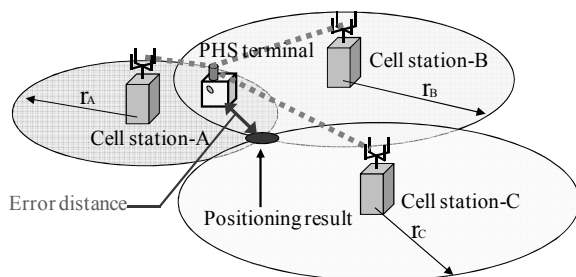


Fig. 1 Outline of RSSI based positioning method using PHS

### 2.2 最小二乗法による測位計算

基地局から端末までの距離は受信電波の電界強度  $E_i$  [ $\mu\text{V/m}$ ] に反比例する<sup>2)</sup>. 端末の推定位置を  $(x, y)$ , 基地局の位置を  $(x_i, y_i)$  とすると, 測定した  $E_i$  に誤差がなければ, 次式が成り立つ.

$$\{(x - x_i) \cdot J\}^2 + \{(y - y_i) \cdot K\}^2 = r_i^2 = (c / E_i)^2 \quad (1)$$

ここで,  $J, K$  は経度・緯度それぞれ 1 度当りの距離 [m] である. 複数の基地局に対して上式を立てて最小二乗法で表し, さらに電波の不安定な遠方の基地局の影響が小さくなるように変形すると (2) 式を得る.

$$S = \sum_{i=1}^n \left[ \frac{\{(x - x_i) \cdot J\}^2 + \{(y - y_i) \cdot K\}^2}{\{(x - x_i) \cdot J\}^2 + \{(y - y_i) \cdot K\}^2} - \left( \frac{E_i}{E_1} \right)^2 \right]^2 \rightarrow \min \quad (2)$$

### 2.3 重心法による測位計算

都市部など建物が密集した環境では, 障害物による電波の反射や透過によって測定される電界強度は大きく減衰し, (1) 式が成立しない. しかし, これらの地域では一般に PHS 基地局の設置密度が高く, 端末が捕捉する基地局は端末周辺に集中することが多い. そこで, 受信した電波の RSSI [dB $\mu\text{V/m}$ ] を各基地局の位置における重み  $m_i$  とした時の重心位置を測位結果とする. 重心法における測位計算式は下式で与えられる.

$$(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N m_i (x_i, y_i)}{\sum_{i=1}^N m_i} \quad (3)$$

### 2.4 最小二乗法と重心法による測位傾向の比較

記録データを用いて正確に端末位置の特定を行うには, 測位結果の分布領域が測定地点ごとに分離している必要がある. また, 測位計算法により測位傾向は異なるため, 各測位結果の分布領域の分離度は異なると考えられる. そこで, 最小二乗法と重心法の測位計算の違いによる測定地点ごとの測位結果分布領域の分離度を比較した. 柏地区において, Fig. 2, Fig. 3 中の×印 A-F で示した 6 地点で PHS 端末を用いた RSSI 測定を行った. 測定点の間隔は約 50m である. RSSI の測定は各地点につき 3 秒間隔で 70 回行った. また, 測定日による電界強度の変動を考慮するため, 異なる日に同様の計測を合計 3 回行い, 各地点 210 回分の RSSI 測定データを取得した. 各地点における計測デー

タの最小二乗法, 重心法による測位結果をそれぞれ Fig. 2, Fig. 3 に示す. 最小二乗法による測位結果の最大誤差は A 地点における 946m であり, 重心法における最大誤差は F 地点における 553m であった.

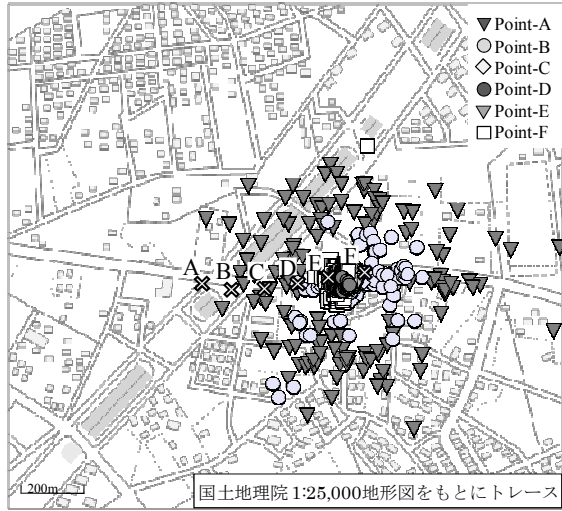


Fig. 2 Positioning results using least square method

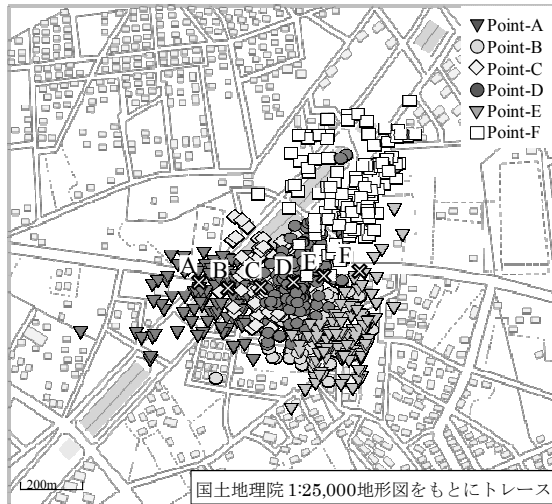


Fig. 3 Positioning results using centroid method

Fig. 2 の最小二乗法による測位結果では, ある一点を中心としてその周辺に測位される傾向がある. この中心は, RSSI が最大であった第 1 基地局の位置である. 一方で, Fig. 3 に示した重心法による測位結果は, 一点に集中することなくばらついた. (2)式の最小二乗法の測位計算式では第 1 基地局が測位結果に及ぼす重みが二乗で影響する. つまり, 第 1 基地局が同一基地局となるような近接した地点間では, その基地局の近傍に測位されることで, 各測位結果の分布領域は重りやすくなる. (3)式の重心法による測位計算式では, 第 1 基地局の重みは一乗であり, この基地局が測位結果に及ぼす影響は最小二乗法よりも小さくなる. その分, 測位結果のばらつき範囲は大きくなり, 各測位結果の分布領域は分離しやすくなると考えられる. よって, 重心法による測位結果を拠点判別に用いる.

### 3 統計的手法を用いた拠点判別法

#### 3.1 データ間の類似性評価方法

事前に記録したデータを用いて新たに得られたテストデータの測定場所の識別を行う場合, まず, 各測定地点における記録データの集合を一つの代表ベクトル(平均値)で表現する. 次に, 判別を行うテストデータと各測定地点の代表ベクトルとの間の距離を何らかの方法で評価して, 最も近い記録データの測定地点へ識別を行う. 本研究では, 最も単純なユークリッド距離と, ユークリッド距離を記録データの標準偏差で除したマハラノビス距離により識別を行う.

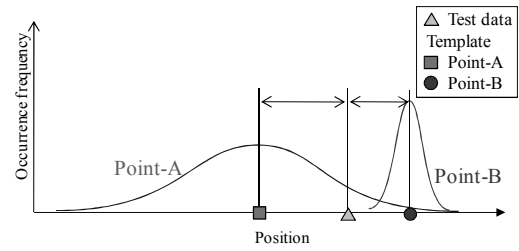


Fig. 4 Schematic view showing a frame format of the recorded data

例えば Fig. 4 のように, A 地点と B 地点のデータが記録されており, 新たに△のテストデータが測定されたとする. 図中の□と○は各地点における記録データの平均値とする. ユークリッド距離による類似性評価の場合, 記録データの中で△に最も近くに代表値を持つ B 地点のデータとして識別されるが, マハラノビス距離では分散の大きい B 地点の代表値からの距離がより近くなり, △のデータは A 地点として識別される.

#### 3.2 重心法による測位結果を用いた拠点判別

Fig. 3 に示した A-F 地点における重心法の測位結果を用いて, テストデータの測定場所の識別を行った. テストデータから測定地点 G の記録データまでの 2 変量のマハラノビス距離  $D_G$  は下式で与えられる.

$$D_G^2 = [x - \bar{x}_G, y - \bar{y}_G] \begin{bmatrix} s_{x_G}^2 & s_{x_G y_G} \\ s_{x_G y_G} & s_{y_G}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x - \bar{x}_G \\ y - \bar{y}_G \end{bmatrix} \quad (4)$$

ここで  $x, y$  はテストデータの経度・緯度,  $\bar{x}_G, \bar{y}_G$  及び  $s_{x_G}^2, s_{y_G}^2$  は測定地点 G における記録データの経度・緯度の平均値と分散,  $s_{x_G y_G}$  は測定地点 G における記録データ ( $x_G$ :経度,  $y_G$ :緯度) 間の共分散である.

また, 判別精度の検証には, 各測定地点につき 2 日分 140 個の測定データを記録データ, それとは別の日に計測した 1 日分 70 個のデータを拠点判別を行うテストデータとして使用した. それぞれ手法による判別結果を Table 1, Table 2 に示す.

Table 1 Location distinction results based on Euclidian distance

		Discriminant results, %					
		Point-A	Point-B	Point-C	Point-D	Point-E	Point-F
Test data	Point-A	62.9	0	35.7	1.4	0	0
	Point-B	5.7	47.1	18.6	2.9	25.7	0
	Point-C	21.4	1.4	64.3	11.4	0	1.4
	Point-D	0	2.9	11.4	81.4	0	4.3
	Point-E	0	44.3	0	0	50.0	5.7
	Point-F	0	0	1.4	7.1	0	91.4

Table 2 Location distinction results based on Mahalanobis Distance

		Discriminant results, %					
		Point-A	Point-B	Point-C	Point-D	Point-E	Point-F
Test data	Point-A	72.9	2.9	17.1	7.1	0	0
	Point-B	11.4	54.3	1.4	8.6	24.3	0
	Point-C	34.3	5.7	41.4	17.1	0	1.4
	Point-D	0	5.7	15.7	61.4	0	17.1
	Point-E	0	22.9	0	0	71.4	5.7
	Point-F	0	0	0	4.3	0	95.7

判別精度は各評価法とも全体で 66.2%であった。このように判別率が低い理由は、Fig. 3 に示したように、各地点における測位結果の分布領域が互いに重なり合っているためだと考えられる。また、ユークリッド距離とマハラノビス距離による判別精度に差異が見られなかったのは、各地点における記録データの分散にあまり違いがなかったためだと考えられる。

### 3.3 三次元特徴空間における PHS 測位データの拠点判別

以上のように、緯度と経度で表される二次元の記録データを用いた判別法では、各地点の測位結果の分布領域が重なるため正確な識別結果が期待できない。そこで、これまでの 2 次元(緯度、経度)の記録データに最大 RSSI を追加し、測定地点を特徴付けるパラメータを三次元に増やした。これにより、測定地点による記録データの分布領域の重なりを低減することができる<sup>3)</sup>。各地点における測位結果に最大 RSSI を加えた 3 次元の記録データを Fig. 5 に示す。また、マハラノビス距離は 3 変量の場合、(5)式で定義される<sup>4)</sup>。

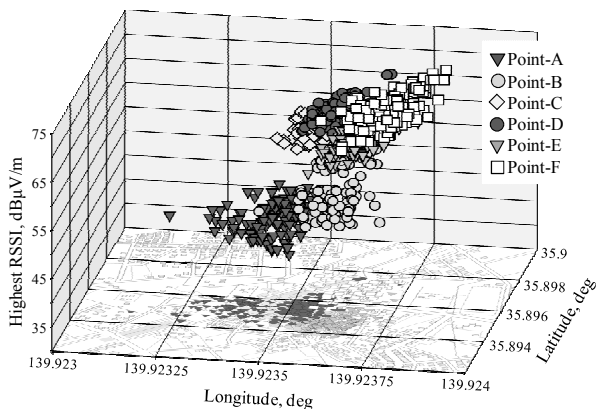


Fig. 5 3-D distribution of measured data characterized by longitude, latitude and highest RSSI

$$D_G^2 = [x - \bar{x}_G, y - \bar{y}_G, E - \bar{E}_G] \begin{bmatrix} s_{x_G}^2 & s_{x_G y_G} & s_{E_G x_G} \\ s_{x_G y_G} & s_{y_G}^2 & s_{y_G E_G} \\ s_{E_G x_G} & s_{y_G E_G} & s_{E_G}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x - \bar{x}_G \\ y - \bar{y}_G \\ E - \bar{E}_G \end{bmatrix} \quad (5)$$

$E$  はテストデータの最大 RSSI,  $\bar{E}_G, s_{E_G}^2$  は測定地点  $G$  における記録データの最大 RSSI の平均値と分散であり、 $s_{y_G E_G}, s_{E_G x_G}$  は測定地点  $G$  における記録データ( $x_G$ : 経度,  $y_G$ : 緯度,  $E_G$ : 最大 RSSI) 間の共分散を示す。

### 3.4 三次元記録データを用いた拠点判別結果

Fig. 5 に示した各地点における三次元記録データを用いて、ユークリッド距離及び、マハラノビス距離に基づく拠点判別を行った。判別精度検証に使用したデータは前節と同じデータである。Table 3, Table 4 に各手法による測定地点の判別結果を示す。測定地点の判別結果から、ユークリッド距離による判別精度は 41.0%であったのに対して、マハラノビス距離に基づく判別精度は 95.0%であった。50m 間隔の測定地点間においてもマハラノビス距離による拠点判別を行うことで、9 割以上の確率で正しい判別が可能であった。

Table 3 Location distinction results on 3D space using Euclidian distance

		Discriminant result, %					
		Point-A	Point-B	Point-C	Point-D	Point-E	Point-F
Test data	Point-A	94.3	5.7	0	0	0	0
	Point-B	47.1	51.4	0	0	0	1.4
	Point-C	0	0	0	0	0	100
	Point-D	0	0	0	0	0	100
	Point-E	0	0	0	0	0	100
	Point-F	0	0	0	0	0	100

Table 4 Location distinction results on 3D space using Mahalanobis distance

		Discriminant result, %					
		Point-A	Point-B	Point-C	Point-D	Point-E	Point-F
Test data	Point-A	100	0	0	0	0	0
	Point-B	10.0	90.0	0	0	0	0
	Point-C	0	2.9	95.7	0	0	1.4
	Point-D	0	0	0	100	0	0
	Point-E	0	10.0	0	0	84.3	5.7
	Point-F	0	0	0	0	0	100

次に、テストデータの測定地点の識別を行った際に算出したテストデータ各記録データ間のマハラノビス距離の一例を Fig. 6 に示す。Fig. 6 は、D 地点における 70 個のテストデータの識別を行う際に算出したマハラノビス距離であり、図中(a)~(f)は記録データの測定地点ごとにグラフ化した結果を表している。この D 地点における結果では、テストデータと記録データの測定地点が一致した場合のマハラノビス距離は平均 1.8 であり、最大でも 6 以下の範囲に収まっている。測定地点が一致しない場合のマハラノビス距離は、最も近い F 地点の記録データでも平均 12.5 であり、平均値を比較すると最低でも 9.7 の違いが見られる。以上のように、テストデータと記録データの測定地点が一致した場合のマハラノビス距離は、測定地点が一致しない場合と比べると明らかに小さくなっている。

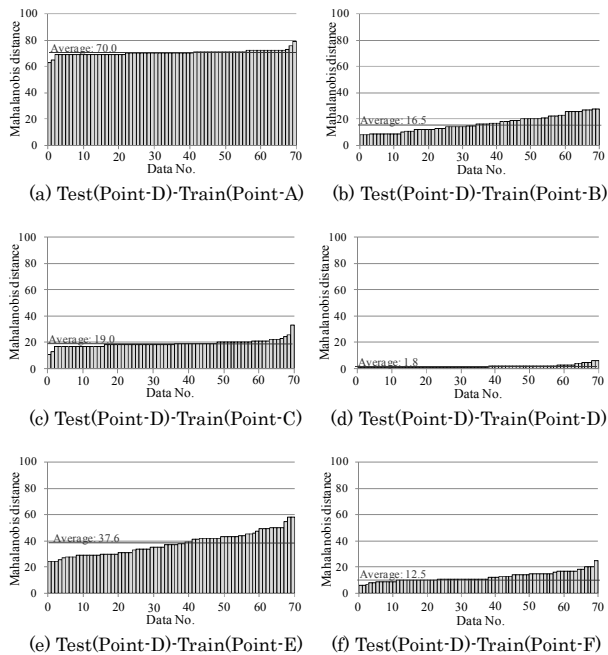


Fig. 6 Mahalanobis distance between test data of Point-D and training data of each point

しかし、Fig. 7に各地点におけるテストデータの各記録データまでのマハラノビス距離の算出結果をまとめたように、マハラノビス距離の分布範囲が重なった地点間では誤判別が生じる可能性がある。例えば、Table 3に示した判別結果では、B地点のテストデータの10%はA地点に誤判別されている。これは、Fig. 7のB地点のテストデータを用いた際のA地点とB地点の各記録データまでのマハラノビス距離が近接していることから分かる。

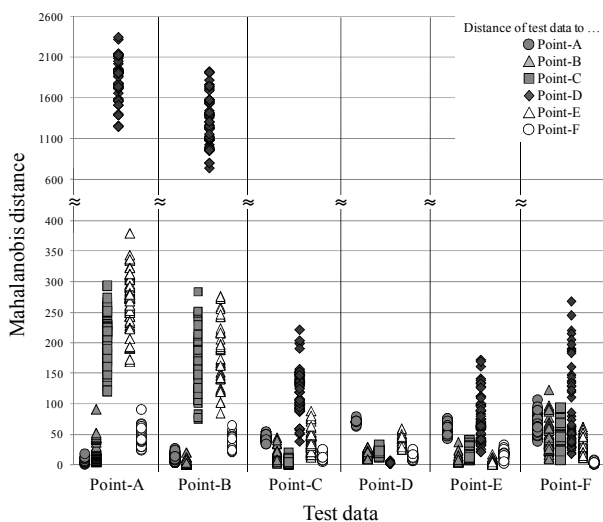


Fig. 7 Comparison of Mahalanobis distance between test data and recorded data

また、ユークリッド距離による判別精度が著しく低下した理由として、記録データにおける緯度経度[deg]とRSSI[dBμV/m]では単位が異なることが挙げられる。テストデータと各記録データ間の緯度経度の差が $10^{-4}$ のオーダーになるのに対して、最大RSSIの差はそのおよそ1000

倍のオーダーとなる。つまり、テストデータと記録データまでのユークリッド距離を求めても、最大RSSIによる距離が支配的となり、測位結果である緯度経度の差による距離は、ほとんど加味されない。したがって、最大RSSIの差でのみテストデータと各記録データ間の類似度を評価したこととほぼ同意のため、判別精度が低下した。このような単位の違う数値を比較するためには、各パラメータの値を標準化して比較する必要がある。マハラノビス距離を用いると、その計算過程で各地点での緯度、経度、最大RSSIの分散でそれぞれのパラメータが正規化されるため、各パラメータのばらつき範囲が同程度となり、全てのデータが有効に利用できる。

以上の結果より、各地点において重心法による測位結果と最大RSSIを予め記録しておき、測定地点が未知なデータが得られた時、マハラノビス距離によって記録データとの類似性の評価し測定地点の判別を行うことで、従来の拠点マッチングの分解能(2,000m)の1/40である50mの分解能で正しい拠点の判別が可能であった。

## 5 結言

物流業界で利用されているPHS測位技術に着目し、測位精度の高精度化の手法を考案した。高精度化の手法の一例として、記録データに基づく拠点判別法について述べた。

各地点における測位結果及び最大RSSIを教師データとしてテストデータとの類似性をマハラノビス距離で評価、測定地点の判別を行うことで従来の拠点マッチング法の分解能の1/40である50mの拠点間においても95%の確率で正確な判別が行えることを示した。

本判別法では、測定拠点とPHS測位分布領域の対応を記録しておかねばならない。しかし、物流では移動先が限定されていて通常のPHS測位結果による拠点マッチングにより正確な位置が把握できる場合や、配送記録になどで正確な位置が分かる場合が多い。これらのデータを用いれば、通常の移動計測により多数の地点の測位結果とRSSI値を蓄積することが可能であり、実務環境でも利用可能であると考えられる。

## 参考文献

- 1) 川原靖弘, 澤喜彦, 松原遼, 酒田健治, 廣田輝直: PHS 端末を用いた物流用パレット位置探索システム, マイクロメカトロニクス, Vol.49, No.192, pp.12-23, (2005)
- 2) 大友功, 小園茂, 熊澤弘之: ワイヤレス通信工学, pp.61-62, コロナ社, (1995)
- 3) 横井直明, 川原靖弘, 胡清華, 保坂寛, 酒田健治: PHSを用いた高精度位置補正法, マイクロメカトロニクス, Vol.52, No.198, pp.45-55, (2008)
- 4) 麻生英樹, 津田宏治, 村田昇: パターン認識と学習の統計学, pp.12-14, 岩波書店, (2003)