

GPS と車両からの電波を併用した 歩行者測位方式の改良と性能評価

山下遼^{†1} 湯素華^{†1} 小花貞夫^{†1}

概要：歩行者の交通事故を軽減するために検討されている歩車間通信では、歩行者の測位精度の向上が必須である。複数の衛星測位システムを使うマルチ GNSS だけでは、都市部のビルが密集する場所では、受信できる衛星の配置が悪くて測位精度向上は限定的である。筆者らは、更なる測位精度向上のため、衛星からの電波だけでなく、車車間通信で使われる車両からの電波の直接波を併用する方式を既に提案済みである。このたび、GPS 衛星や車両と歩行者の距離の異なる誤差特性を考慮し測位方式を改良した。改良により、歩行者の周囲に車両が 10 台存在するとき、測位誤差を 3.2m にまで抑えることを可能とし、さらに時間分解能を向上させることで測位誤差を 0.32m にまで改善できることを示した。今回、この改良結果のシミュレーション評価と直接波判別の実証実験結果を報告する。

キーワード：歩車間通信、歩行者測位、衛星測位、Wi-Fi 測位

Extension and Evaluation of Pedestrian Positioning Method by Using Signals From both GPS Satellites and Vehicles

RYO YAMASHITA^{†1}, SUHUA TANG^{†1}, SADA O OBANA^{†1}

Abstract: The precision of pedestrian positioning plays an important role in pedestrian-vehicle communication which is expected to decrease pedestrian traffic accidents. However, the precision of Global Navigation Satellite System (GNSS) is limited in urban areas because positioning signals from satellites often are obstructed by roadside buildings. To solve this problem, we had proposed a pedestrian positioning method by combining signals from both GPS satellites and vehicles. Using vehicles as anchors helps to solve the problem of satellite shortage in urban areas. In this paper, we improve this method by further considering the different error properties of the pedestrian-satellite distance and pedestrian-vehicle distance. The positioning error with 10 vehicles is 3.2m under the practical limit of time resolution, and further reduced to 0.32m at finer time resolution. We report both the simulation evaluation of the improved method and its initial testbed results.

Keyword: Pedestrian-vehicle communication, Pedestrian positioning, Satellite positioning, Wi-Fi positioning

1. はじめに

筆者らは、歩行者が自身の位置を周囲の車両に配布することで事故を未然に防ぐ歩車間通信[1]を実現する際に大きな課題となる歩行者の測位精度を向上させるため、GPS 衛星からの電波のみでは測位が出来ない、あるいは、出来てもその誤差が大きい環境の場合でも、GPS 衛星と車両からの電波を併用して高精度な測位を可能とする方式[2]を先に提案している。このたび、この提案方式（以下、基本方式とよぶ）に改良を加え、歩車間位置を正確に算出するため、距離情報の精度を考慮した重み付けを行って位置を推定する機能を追加したので、本稿ではそれについて報告する。

以下 2 章では基本方式、3 章では基本方式の改良、4 章ではシミュレーション環境、5 章ではシミュレーション結果、6 章では実証実験、7 章では結論と今後の予定について述べる。

2. 基本方式（筆者らの先の提案方式）の概要

基本方式[2]では、図 1 に示すように、GPS 衛星からの情報だけではなく、車両から発せられる電波の情報を組み合わせることで、都市部で GPS 衛星からの電波を十分に受信できない場合でも、精度の高い歩行者の測位を可能とする。

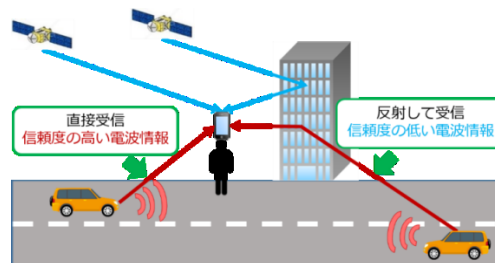


図 1. GPS 衛星と車両からの電波を併用する
歩行者測位(基本方式)

2.1 前提条件

前提条件として以下のものを設ける。

(1) 車両は無線機を搭載し位置情報を周期的に配信

近い将来、車車間通信[3]が普及し、お互いの位置情報を無線により交換する(例: 100ms 毎)という状況を想定する。

^{†1} 電気通信大学大学院 情報理工学研究科

この車車間通信では、無線の変調方式として、IEEE802.11a/g/pをはじめ無線LANのほとんどの規格で採用されているOFDM（直交周波数分割多重方式）を用いているものとする[4].

(2) 車両の位置は正確

車両が搭載する車載器では、GPSのみならず、自律航法（Dead Reckoning）、車速パルス、マップマッチング、カメラによる車線検知、などから位置を補正することができる[5]. また将来路側センサなどを用いることでその精度はさらに向上し、誤差は1m以内になることが期待できる[6].

(3) 歩行者はGPSと車両の電波を受信可能な端末を所持

歩行者は衛星と車両の電波を所持している端末で受信するが、以後単に歩行者と呼ぶこととする. 車両からのOFDM信号を受信したら、歩行者は自身とその車両との距離を、チャンネル状態情報（CSI：Channel State Information）を用いて計測する. CSIでは、受信時における直接波、反射波などの各信号の到着時間とその強さを得ることが出来る. また後述するが、歩行者は衛星と車両からの電波を併用して自身の位置を測定することができる.

2.2 歩行者の測位手順

歩行者の測位方法の手順を図2に示す. 以下は手順の各ステップを説明するリストである.

- ① GPS衛星と周囲の車両から電波を受信する.
- ② 受信した車両からの電波に直接波が含まれるか判別する.
- ③ 受信した直接波の強さ（信号強度）から車両との距離推定する.
- ④ 車両とGPS衛星の情報を併用して、測位する.

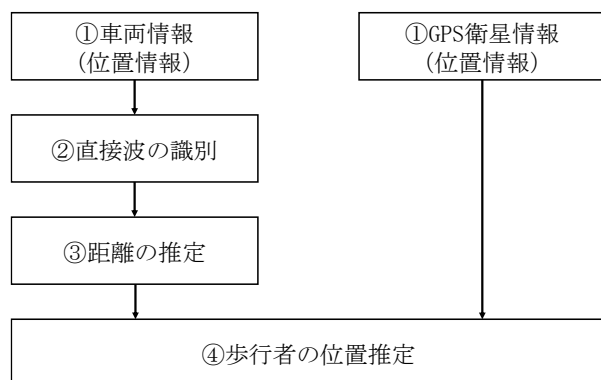


図2. 基本方式の測位手順

2.3 直接波の判別

2.3.1 判別の原理

歩行者が車両から受信した信号は、直接波と反射波と回折波が混ざっている. 反射波や回折波を含む電波による距離推定では誤差が大きい、直接波のみの電波による距離推定では誤差が小さい. そこで、最初に到達した信号と後続波の信号の強さの関係から、直接波が存在するかを判別する必要がある. 判別の基本方針を以下に示す.

(1) 直接波が存在する場合(図3左)

第一波は直接波であり、反射や回折により信号強度が減衰した後続波に比べて、信号強度が著しく強い.

(2) 直接波が存在しない場合(図3右)

第一波が反射波あるいは回折波であり、後続波と同程度に信号強度が減衰して弱い.

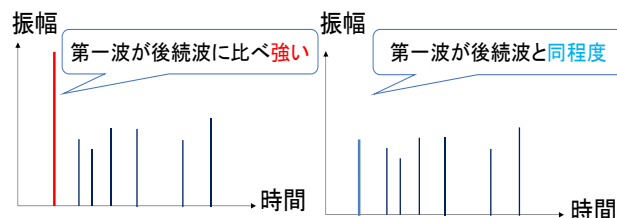


図3. 直接波が存在する場合(左)と直接波が存在しない場合(右)

2.3.2 SVMによる直接波判別の評価

歩行者の端末が車両から受信した信号のCSIと直接波の有無を<CSI, LOS flag>とペアにする. CSIは同じ信号が送信機から異なるパスを経由して受信機に到着する際の時間・強さを含む. LOS（Line-Of-Sight）は、見通しがあり直接波があることを指し、LOS flagは直接波の有無を示す. 直接波がある場合はLOS flagを1とし、それ以外の場合は0とする. これらのペアを機械学習ツールSVM(Support Vector Machine)[7]に入力して学習させることで、CSIが入力されたとき、SVMは直接波が存在するか否かを返す. 表1はSVMの機械学習に使用したシナリオを示す. 車両と歩行者の距離はいずれも10~50mの距離であるが、車両と歩行者の位置は毎回異なるようにした. また車両の送信電力は10mWとした.

実際に、linear, rbfの二つのカーネルでSVMによる直接波の判別を行った. linearカーネルを用いた場合の結果を表2に示す. 直接波がある場合に、SVMで98%の高い確率で正しく直接波があると判別することができる. 一方で、直接波がない場合に、誤って直接波があると判別する確率が4%ある. rbfカーネルを用いた場合も、表2とほぼ同様の結果が得られた.

表1. SVM機械学習のシナリオ

総シナリオ数	200 シナリオ
(直接波が存在する場合)	(100 シナリオ)
(直接波が存在しない場合)	(100 シナリオ)
歩行者と車両の距離	10m~50m
歩行者と車両の位置	ランダム

表2. SVMの判別率

判別率		直接波あり	直接波なし
判別	直接波あり	98%	4%
	直接波なし	2%	96%

表 3. 各方式の詳細

	GPS	車両		備考
		直接波の判別	距離推定方法	
従来方式 1	使用する	行わない	直接波	
従来方式 2	使用する			
基本方式 1	使用する	SVM	直接波	基本方式
基本方式 2	使用する	100%	直接波	基本方式と同じ. 判別率 100%.

2.4 距離推定方法

車両と歩行者との距離は、車両から受信した信号の CSI で得られる直接波の強さから推定する. 式(1)に示す直接波の信号強度 L と距離 d の関係を用いて、車両と歩行者の距離推定する.

$$L = a \log_{10} d + b \quad (1)$$

式(1) の定数 a , b はシミュレーションにより導出する.

2.5 測位方法

前述の通り周囲の車両から受信した電波のうち、直接波があると判定されたものと GPS からの電波を使用して歩行者の測位を行う. 歩行者の位置は以下の式で算出される. x は歩行者の 3 次元の位置と地獄誤差, y は歩行者との距離を表す.

- 歩行者の位置初期値 $\hat{x}^0$:

$$\hat{x}^0 = (0,0,0,0)^T$$

- GPS 衛星/車両から歩行者の方向ベクトル $\vec{H}$:

$$\vec{H} = d\rho(x)/dx|_{x=x_0}$$

$\rho(x)$: 歩行者の位置と衛星・車両位置との距離のベクトル

- 歩衛間の擬似距離 $y_{\text{衛星}}$:

$$y_{\text{衛星}} = \rho(x) + \delta + \varepsilon \approx \rho(x_0) + \vec{H} \cdot (x - x_0) + \delta + \varepsilon$$

- 歩車間の推定距離 $y_{\text{車両}}$:

$$y_{\text{車両}} = \rho(x) + \varepsilon \approx \rho(x_0) + \vec{H} \cdot (x - x_0) + \varepsilon$$

δ : 時刻誤差による距離誤差

ε : 距離計測誤差

- 歩行者の位置 :

$$\hat{x}^{i+1} = \hat{x}^i + (Q_{\hat{x}})^{-1} \cdot \vec{H}^T (y - \rho(\hat{x}^i) - \delta^i) \rightarrow \hat{x}$$

$$Q_{\hat{x}} = (\vec{H}^T \cdot \vec{H})^{-1}$$

2.6 基本方式のシミュレーション評価

直接波判別の有効性を検証するために、表 3 に示す 4 方式を比較した. 従来方式 1 は GPS のみを用いる場合、従来方式 2[4], 基本方式 1 および基本方式 2 は GPS に加えて、車両からの電波（直接波のみ）用いる場合である. ただし直接波の判別が異なり、従来方式 2 では判別は行わず、基

本方式 1 では SVM を用いた判別、基本方式 2 では判別率が 100%であったとする. 車両は歩行者の周囲に 10~50m の距離でランダムに配置する. 結果を図 4 に示す. 縦軸は測位誤差, 横軸は測位に使用した車両台数を示す(従来方式 1 は車両を使用しないため一定)

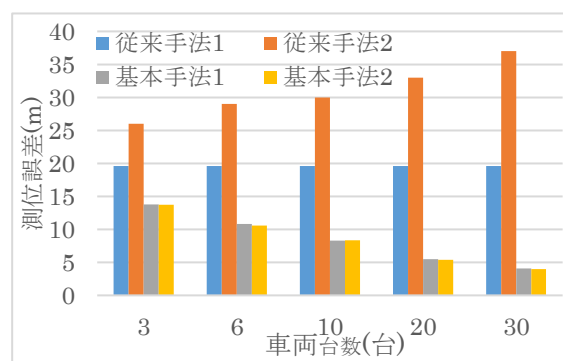


図 4. 車両台数と測位誤差

従来方式 2 は直接波の判別はせず、従来方式 1 の GPS のみの場合よりも測位誤差が大きい. 一方、基本方式 1 の機能である SVM を用いて判別を行う場合は、基本方式 2 の 100%直接波を判別出来た場合と同じ程度に測位精度が高い. また測位使用できる車両台数が増えるほど、測位誤差が小さくなっている.

3. 基本方式の改良

3.1 基本方式の問題点

図 4 より、基本方式 1 では GPS に加えて、車両を 10 台測位に使用しても測位誤差は 8.3m と大きい. これは、得られた各 GPS 衛星・各車両の距離情報の誤差がそれぞれ大きく異なり、精度の悪い距離情報と精度の良い距離情報を同等に扱っていることが原因であると考えられる.

表 4 に GPS 衛星の仰角と、電波到来時間から計測した擬似距離の誤差を示す. 表 5 に歩車間の距離と、直接波の信号強度から推定した距離の誤差を示す.

表 4. GPS の仰角と距離推定誤差

GPS の仰角	65 度以上	65 度以下
擬似距離の誤差	13m	44m

表 5. 歩車間の距離と距離推定誤差

歩車間距離	10m	30m	50m
推定距離の誤差	2.0m	8.5m	20.5m

表 4 より GPS の仰角が 65 度以上のときの方が疑似距離の誤差が小さく、65 度以下のときの疑似距離の誤差が大きくなる。そして表 5 より、歩車間の距離は、歩行者と車両の実際の距離が大きいくほど、推定距離の誤差が大きくなる傾向にあることがわかる。そのため、より測位精度を向上させるためには、全ての距離情報を一様に扱い測位するのではなく、精度の高い情報の重みを重くして測位する必要がある。

3.2 重み付けによる測位

0 節の測位方法に重みを付けて測位する。重みは距離誤差の分散値をもとに設定し、重み付けを用いたときの位置は以下の式で算出される。 $\mathbf{x}$ は歩行者の 3 次元の位置と時刻誤差、 $\mathbf{y}$ は歩行者との距離を表す。

- 歩行者の位置初期値 $\hat{\mathbf{x}}^0$ ：

$$\hat{\mathbf{x}}^0 = (0,0,0,0)^T$$

- GPS 衛星/車両から歩行者の方向ベクトル $\vec{H}$ ：

$$\vec{H} = d\rho(\mathbf{x})/d\mathbf{x}|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_0}$$

- 歩車間の擬似距離 $y_{\text{衛星}}$ ：

$$y_{\text{衛星}} = \rho(\mathbf{x}) + \delta + \varepsilon \approx \rho(\mathbf{x}_0) + \vec{H} \cdot (\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + \delta + \varepsilon$$

- 歩車間の推定距離 $y_{\text{車両}}$ ：

$$y_{\text{車両}} = \rho(\mathbf{x}) + \varepsilon \approx \rho(\mathbf{x}_0) + \vec{H} \cdot (\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + \varepsilon$$

$\rho(\mathbf{x})$ ：歩行者の位置と衛星・車両位置との距離のベクトル

δ ：時刻誤差による距離誤差

ε ：距離計測誤差

- 歩行者の位置：

$$\hat{\mathbf{x}}^{i+1} = \hat{\mathbf{x}}^i + (Q_y)^{-1} \cdot \vec{H}^T (y - \rho(\hat{\mathbf{x}}^i) - \delta^i) \rightarrow \hat{\mathbf{x}}$$

$$Q_y = (\vec{H}^T \cdot Q_y^{-1} \cdot \vec{H})^{-1}$$

$Q_y = E\{\varepsilon\varepsilon^T\}$ ：重み付け。重みは距離誤差の分散値。

$E\{\varepsilon\varepsilon^T\}$ ：距離誤差の分散値

4. シミュレーション環境

4.1 パラメータの設定

3 章で述べた基本方式の改良の有効性を検証するため、シミュレーション評価を行った。に車両のシミュレーション条件を、また GPS のシミュレーション条件を示す。

シミュレータ：車両から歩行者への無線通信のレイトレスシミュレーションに、ネットワークシミュレータソフト “Scenargie”[8] の “High Fidelity Propagation Module (ScenargieHFPM)”[9]を使用した。建物を道路際にランダムな高さ、幅、位置に配置し、電波の反射や回折を模擬させた。GPS のシミュレーションと歩行者の測位は “Satellite

Navigation Toolbox 3.0 for Matlab”を用い、Matlab 環境で行った。

時間分解能：時間分解能とは時間の計測における精度を指す。一つの時間分解能の時間の間に受け取った電波は 1 つの電波と見なされる。Scenargie HFPM は信号受信時の時刻・振幅・位相などの CSI を出力する。HFPM で得られる出力結果は受信機の時間分解能を自在に設定でき、細かい時間で電波情報を抽出することが可能である。シミュレーションでは、まず、一般的な無線 LAN 受信機の時間分解能 ($5.0 \times 10^{-8}\text{sec}$) を設定し、時間分解能内で受信した電波は一つの電波とみなし、それらの電波を合成することとした。後の 5.3 節では、時間分解能を変えた場合についても調査している。

距離と直接波の強さの関係：車両と歩行者の距離の推定は、歩車間に直接波が存在するとき、時間分解能を考慮した電波の合成処理で得られた最初の受信信号(直接波と一部の後続波を含む)から距離推定する。最初に到達した受信信号の強度から距離推定する計算式を導出するため、車両と歩行者の距離を 10~50m のものを計 100 シナリオ用意した(1 つのシナリオにつき、車両と歩行者を 1 つずつ配置)。各シナリオから得られる車両と歩行者の距離と最初の受信電波の強度から、式(1)の定数 a , b を求めると以下の通りとなった。

$$a = -1.00 \quad b = -0.60$$

重み付け：3.2 節に記述したように、歩行者と車両の推定距離に近いほど、衛星の場合は仰角が高いほど、重みが増すように設定する。今回のシミュレーションでは、重みの値を各条件におけるときの、距離推定誤差の平均値の 2 乗の逆数を用いて、以下の値を設定した。

表 6. 重み付けのパラメータ(距離誤差の分散値)

条件	重み
衛星(仰角 65 度以上)	1/(13 × 13)
衛星(仰角 65 度以下)	1/(44 × 44)
車両(歩車間距離 10m 以下)	1/(2 × 2)
車両(歩車間距離 20m 以下)	1/(5 × 5)
車両(歩車間距離 30m 以下)	1/(8 × 8)
車両(歩車間距離 40m 以下)	1/(13 × 13)
車両(歩車間距離 50m 以下)	1/(20 × 20)
車両(歩車間距離 50m 以上)	1/(30 × 30)

仰角マスク：シミュレーションでは水平から何度以上の GPS 衛星を使用するか、制限を加える機能である仰角マスクを、15 度に設定した。また仰角が 15 度以上 65 度以下のものには歩行者と衛星の推定距離に誤差を付加した。これは擬似距離とは別にビルの反射により、発生する誤差に対

表 7. 各方式の詳細

	GPS	車両		備考
		直接波の判別	距離推定方法	
従来方式 1	使用する			
従来方式 3	使用する	行わない	RSSI	
基本方式 1	使用する	SVM	直接波	
改良方式 1	使用する	SVM	直接波	GPS・車両を選択する
改良方式 2	使用する	SVM	直接波	重み付けを行う

応させたものである．反射による誤差は 0~80m のランダム値とした．また仰角が 65 度以上のものはビルの反射はないものとし，反射による誤差は付与せず，擬似距離をそのまま用いた．

表 8. シミュレーション条件(車両)

車両の配置	毎回変更
歩行者と車両の距離	10~50m
道路情報	建物，交差点を複数配置
歩行者端末の時間分解能	$5.0 \times 10^{-8}(s)$
周波数帯	5.9GHz
直接波の判別	SVM 機械学習

表 9. シミュレーション条件(GPS)

GPS 衛星の配置	毎回変更
仰角マスク	15 度

5. シミュレーション結果

従来方式，基本方式，改良方式の測位誤差の比較をした．それぞれの方式について 1,000 回ずつシミュレーションを行った．水平測位誤差(Δx , Δy) は $\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$ として計算した．

表 7 に各方式の特徴を示す．従来方式 1 は GPS のみを用いた場合．従来方式 3[10]は GPS を全て用いて，直接波の判別による車両の選択は行わず，歩車間の距離を RSSI で推定する．改良方式 1[11]は GPS を用いて，直接波の判別による車両の選択を行い，距離推定は直接波で行う．ただし GPS・車両ともに全てを使用するのではなく，距離推定精度の良いと推測されるものを選び測位する．車両はより近いものを，また衛星はより仰角の高いものを選択する．改良方式 2 は GPS・車両ともに全てを使用し，測位時には重み付けを行う．

5.1. 直接波の使用と重み付けの有効性

直接波を用いること及び重み付けの有効性を検証するために，以下の 5 方式を比較した．結果を図 5 に示す．前提条件として，歩行者の周囲には直接波の存在する車両が 10 台あるものとする．縦軸は測位誤差，横軸は用いた方式を示す．歩行者と車両の距離を RSSI から推定する従来方

式 3 は，歩行者と車両の距離を直接波から推定する基本方式 1，改良方式 1，改良方式 2 と比較すると測位誤差が大きい．これは RSSI を用いた場合は，直接波を用いた場合と比較して，距離推定精度が下がるためである．車両と GPS 衛星の距離データを重み付けしている改良方式 2 は，最も測位誤差が小さく，3.51m である．

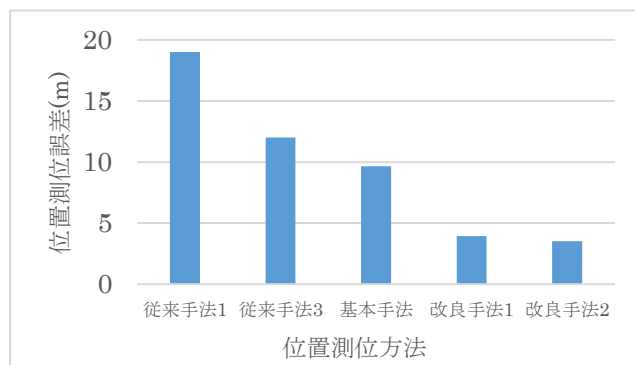


図 5. 各方式の測位誤差

また，基本方式 1，改良方式 1，改良方式 2 における測位誤差の累積相対度数を図 6，表にしたものを表 10 に示す．これらを比較すると改良方式 2，改良方式 1，基本方式 1 の順に，誤差 3m 以下，5m 以下，10m 以下で精度が良くなっていることがわかる．

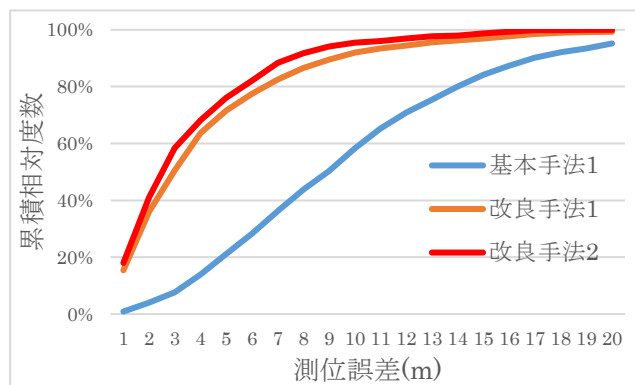


図 6. 測位誤差の累積相対度数

表 10. 測位誤差の累積相対度数

誤差分布	基本方式 1	改良方式 1	改良方式 2
3m 以上	92.3%	49.5%	41.6%
5m 以上	78.8%	28.4%	23.9%
10m 以上	41.7%	8.0%	5.9%

また歩行者の周囲の車両台数を 10 台から 20, 30 台に変化させたときの測位誤差の累積相対度数を、図 7 に示す。測位には改良方式 2 を使用した。周囲の車両台数が増えることで測位誤差が小さくなることがわかる。

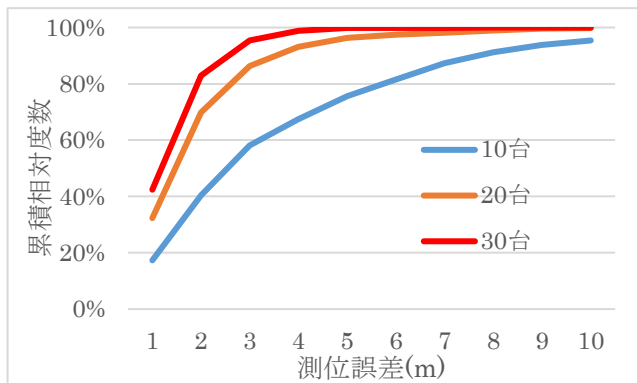


図 7. 周囲の車両台数と測位誤差の累積相対度数

5.2. 重み付けによる比較

図 8 の改良方式 2 では、距離推定誤差に基づいて表 11 のように重みを設定した。この重みが最適なものであるかを調べるため、改良方式 2 を用いて様々な重みを設定して測位した。表の値を 2 乗して逆数にしたものが重みとなる（例：値 x のとき $1/x^2$ ）。重み 1 は表 6 のときと同じものである。

表 11. 改良方式 2 における設定した重み

条件	重み 1	重み 2	重み 3	重み 4
衛星(仰角 65 度以上)	13	20	13	13
衛星(仰角 65 度以下)	44	50	44	44
車両(歩車間距離 10m 以下)	2	2	1	1
車両(歩車間距離 20m 以下)	5	5	7	10
車両(歩車間距離 30m 以下)	8	8	13	20
車両(歩車間距離 40m 以下)	13	13	30	30
車両(歩車間距離 50m 以下)	20	20	40	40
車両(歩車間距離 50m 以上)	30	30	50	50

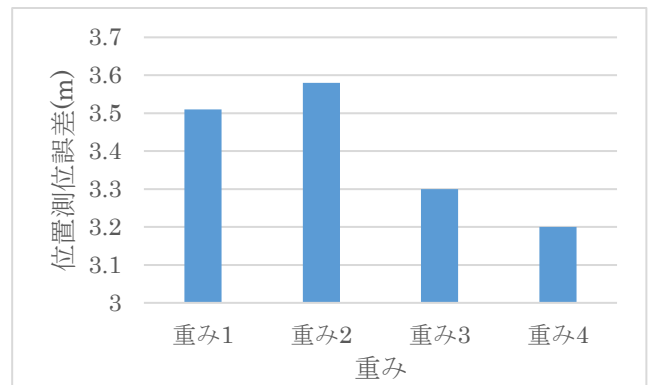


図 8. 改良方式 2 を用いたときの各重みと測位誤差

衛星の重みを小さくした重み 2 では誤差が大きくなっている。また歩車間距離の大きい車両データの重みをより低くした、重み 3, 4 では精度が向上しており、重み 4 の測位誤差は 3.2m である

5.3. 時間分解能の影響

受信機の時間分解能と測位精度の関係性を検証するために、改良方式 2 を用いて 50ns ($5.0 \times 10^{-8}s$), 5ns ($5.0 \times 10^{-9}s$), 1ns ($1.0 \times 10^{-9}s$) の 3 種類の時間分解能における測位誤差について検証した。いずれの場合も歩行者の周囲には 10 台の車両があるものとする。累積相対度数の結果を図 9 に示す。縦軸は累積相対度数、横軸は測位誤差に使用した車両台数を示す。時間分解能 50ns, 5ns, 1ns のときの測位誤差の平均は、それぞれ 3.51m, 2.93m, 0.32m であった。時間分解能を高めることにより、距離推定精度が向上し、それに伴い測位精度が向上することがわかる。時間分解能の向上は、直接受信機の sampling rate を向上するか、より広域の周波数帯域を使用することで実現できる。

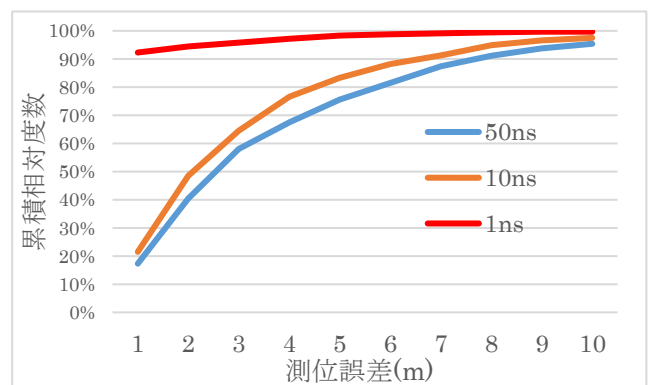


図 9. 時間分解能と測位誤差

5.4. 考察

図 5 について、重み付けを行い精度が高いと推測される距離情報が重くなるよう計算することで、重み付けを行わない場合と比較して、精度が良くなった。これは測位時に距離推定精度が低い仰角の低い衛星や歩車間距離の大きい車両の情報の重みを下げることで、距離推定精度の高い情

報を元に測位計算をしたためである。また適切な衛星・車両を選択した場合と比較しても測位精度が向上した。選択した場合は仰角の低い・歩車間距離の大きい車両を測位に使用していないが、改良方式2では重みが低いながらも精度向上につながっている。この効果は測位結果のヒストグラムである表10の結果にも現れており、測位誤差が3m以上、5m以上、10m以上のデータが、改良方式では基本方式1(筆者らが先に提案した方式)と比較して少なくなっており、精度が向上している。

また、車両と歩行者の距離推定誤差は、時間分解能により直接波のみではなく、後続波の一部を含んで距離を計算しているため生じている。改良方式2を用いたシミュレーション結果図9から、時間分解能を向上させれば、直接波のみの信号強度から距離を正確に推定することが可能であることがわかった。それに伴い測位精度が向上し、特に時間分解能が1nsの場合は車両情報の精度が著しく上がるため、重み付けの効果と合わせて極めて高い精度で測位できる。

今回設定した重みは、距離推定誤差の平均値を元に設定したが、様々な重みを試したシミュレーション図8の結果より、最適な重み付けではないことがわかった。これは距離誤差が正規分布になっておらず正しい重み付けが出来ていないことが原因である。今後、どの重みを使用することが精度向上につながるかを検証していく必要がある。

6. 直接波判別の実証実験

電気通信大学のキャンパス内で、”に示すノートPCを携帯機器として扱い、デスクトップPCをアクセスポイント(AP)として、直接波の判別が可能か実験を行った。APはIntel Wi-Fi Link 5300[12]を装着し、チャンネル6(2426MHz~2448MHz)を使用した。ノートPCは1つの実験条件につき、1秒に10回、計20秒間APにpingを送信した。に実験を行った場所の一例を示す。青い点はデスクトップの場所を、また赤い点はノートPCの場所を指す。①は直接波がある場合の例であり、直線距離5~50mにおいて5m間隔でCSIの取得を行った。②は直接波がない場合の例であり、APと建物の角までの距離を10,20,30m、角からノートPCまでの距離を5~25mで5m間隔の位置で、それぞれAPからの電波のCSIを取得した。

OFDMを用いる無線LANを用いて、周波数毎の電波の信号強度を得て、それを逆フーリエ変換することでCSIを取得し、MatlabでSVMを用いた判別を行った。得られた約8,000のCSIのうち、70%をSVMの学習に用いて、残りの30%を判別テストに用いた。また、交差検証を20回行い、SVMのカーネルは、“linear”、“rbf”の2種類で実験を行った。その結果を、それぞれ表12、表13に示す。

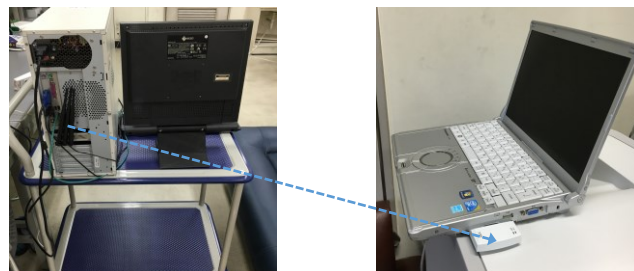


図10. デスクトップ(AP)とノートPC

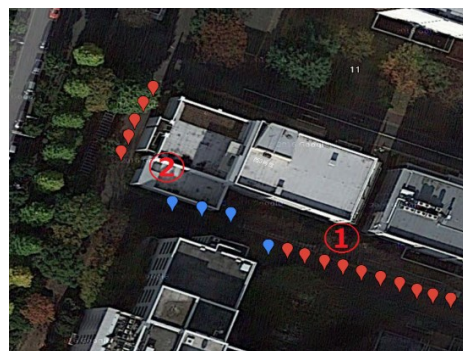


図11. 実験場所

表12. SVMの判別率(linearカーネル)

判別率		直接波あり	直接波なし
判別	直接波あり	92%	10%
	直接波なし	8%	90%

表13. SVMの判別率(rbfカーネル)

判別率		直接波あり	直接波なし
判別	直接波あり	95%	8%
	直接波なし	5%	92%

表12、表13より、rbfカーネルを用いた場合は、linearカーネルを用いた場合よりも判別率が良くなる。その時の直接波の判別率は95%であり、表2のシミュレーションによる判別と近い結果が得られた。今後はCSIから直接波の信号強度を得て距離推定を行い、測位の実験を行なう予定である。

7. 結論

本稿では、筆者らが先に提案した、GPS衛星からの電波だけではなく、昨秋商用化され近々に普及が予想される車車間通信の電波を組み合わせることで、都市部でGPS衛星からの電波を十分に受信できない場合でも、歩行者の位置を高精度に推定する方式を改良した。この改良は、距離情報の精度を考慮した重み付けを行って測位するもので、その有効性をシミュレーションにより評価・検証した。その結果、改良により、歩行者の周囲に車両が10台存在するときに、測位誤差を3.2mにまで抑えることを可能とし、ま

た, 受信機の時間分解能を現在の無線 LAN で使われている 50ns から 1ns に向上させることで測位誤差を 0.32mにまで改善できることを示した. またさらなる精度の向上にむけて解決すべき問題を明確にした. 今後の課題として, 実機によるフィールド実験・検証が挙げられる.

information,” SIGCOMM Comput. Commun. Rev. vol.41, no.1, pp.53.

参考文献

- [1] Suhua Tang, Kiyoshi Saito, and Sadao Obana, “Transmission control for reliable pedestrian-to- vehicle communication by using context of pedestrians,” in Proc. IEEE ICVES’ 15, (2015)
- [2] 山下 遼, 湯 素華, 小花 貞夫, “GPS と車両からの電波を用いた歩行者測位精度向上のための方式提案”, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2015) シンポジウム, 6H-4, pp.1373-1380 (2015)
- [3] ARIB 標準 T109. 700 MHz BAND INTELLIGENT TRANSPORT SYSTEMS, Source <http://www.arib.or.jp/english/html/overview/doc/1-STD-T109v1_0.pdf>
- [4] Souvik, S. Shikada Jeongkeun, L. KyuHan, K. Paul, C. Avoiding multipath to revive Inbuilding WiFi localization. MobiSys13, p.249-262 (2013).
- [5] Jimenez, A.R. Seco, F. Prieto, C. Guevara, J. A Comparison of Pedestrian Dead-Reckoning Algorithms using a Low-Cost MEMS IMU, WISP 2009, p.37-42 (2009).
- [6] Youwen, L. Forecast Map Matching Model for Vehicle-borne Navigation Based on Roadway Characteristic, ICOIP 2010 International Conference, vol.1, p.569-571 (2010).
- [7] Foody, G.M. The effect of mislabelled training data on the accuracy of supervised image classification by SVM, IGARSS 2015 IEEE International, p.4987-4990 (2015).
- [8] Space-Time Engineering, Source <<https://www.spacetime-eng.com/jproducts>>
- [9] Space-Time Engineering Scenargie® Extension Modules, Source <https://www.spacetime-eng.com/jp/products?page=Products_Scenargie_Extension_Modules_jp>
- [10] Vinita, D. Ebenezer, J. Experimental analysis of RSSI for distance and position estimation, IEEE-ICETIT, p.1093-1097(2011).
- [11] Ryo Yamashita, Suhua Tang, Sadao Obana : Improving Positioning Precision of Pedestrians by Using both GPS Satellites and Vehicles, 23rd World Congress of Intelligent Transport Systems, AP-SP0573, pp.1-12 (October 2016)
- [12] Halperin, D., Hu, W., Sheth, A., Wetherall, D. (2011). “Tool release: Gathering 802.11n traces with channel state