位置推定されたノード群に対する
ユーザ視点を考慮した相対位置誤差の提案

木 山 昇[†1] 内 山 彰[†1,†2]
山 口 弘 純[†1,†2] 東 野 輝 夫[†1,†2]

本稿では協調型モバイルアプリケーション向けの位置推定法における相対位置精度に着目し，位置推定法が対象物の特定にどの程度有効であるかを示す指標を提案する．このため近傍唯一性という基準を導入し，その性質をノード位置群に対するドロネー三角形分割で表す．相対位置精度の定量化は，実際の位置と推定位置それぞれのドロネー三角形分割の乖離度（DoD）を算出することで行う．さらにアプリケーションによって異なるユーザ視点を考慮するため，ユーザ視点を基にノード群の位置を別の平面上に変換する手法を考案し，DoD を算出できるようにしている．性能評価の結果，絶対位置誤差が同じ場合でも提案指標ではアルゴリズム間で 30%以上の差が生じ，アルゴリズムの特性に応じた数値が導出されることが分かった．またアンケートを用いた主観評価の結果，提案指標とノード特定誤り率の相関係数は 0.9 となり，提案指標がノード特定における人間の直感を適切に表していることを確認した．

Proposal of Relative Positioning Accuracy with User's Point of View for Estimated Positions

Noboru Kiyama,[†1] Akira Uchiyama,[†1,†2]
Hirozumi Yamaguchi[†1,†2] and Teruo Higashino[†1,†2]

In this paper, we focus on relative positioning accuracy of cooperative mobile applications considering user's point of view and try to answer the question of how such applications help in object identification. To define such accuracy quantitatively, a criterion called proximity-uniqueness is introduced. We quantify the accuracy by using Degree of Discrepancy (DoD) of Delaunay triangulations formed on the set of estimated positions and the corresponding set of true positions. A mapping function of positions is also proposed based on user's point of view in 3D space so that we can use DoD defined in 2D. The simulation results have shown that DoD shows more than 30% difference among the positioning systems while their absolute position errors are the same. Subjective testing has also been conducted using a questionnaire to confirm that our quantification sufficiently renders human intuition in identifying targets.

1. はじめに

近年，無線ネットワークにおけるモバイル端末（ノード）の位置を推定する手法の研究が盛んに行われている[1)–4)]．ユビキタス社会を実現する上でノードの位置情報は不可欠であり，ユーザの行動分析や位置依存サービス (Location-Based Service) の提供など，様々なサービスへの活用が期待されている．GPS(Global Positioning System) は屋外で利用される位置推定法の一つとして特に普及が進んだ身近な技術である．また，WiFi の接続情報を利用した位置推定法も幅広く研究開発が進んでおり[5),6)]，スマートフォンなどの商用端末での活用も進められている．これらのアプリケーションやサービスでは，地図上の位置など対象の絶対的な位置を特定することを目的としている．

様々なアプリケーションやサービスを対象にノード間通信や測定に基づく協調型の相対位置推定法が提案されている[7)]．協調型位置推定法が有効な状況はいくつか考えられる．無線センサーネットワークでは，センサーノードは小型でありコストやバッテリの制約から GPS を搭載できない場合も多く，無線通信を利用した低コストな協調型位置推定法が効果を発揮する．GPS 付き携帯電話でも屋内や地下街など GPS が利用できない環境では協調型位置推定が有効である．また協調型位置推定の多くは基地局などのインフラを必要とせず，緊急時サービスに適している．

ソーシャルコンピューティングなど人々のつながりを支援するシステム[8)] や緊急時の屋内ナビゲーションサービス[9)] など，特定のアプリケーションでは絶対位置よりも相対位置が重要な場合が多い．これまでに相対位置精度を扱いくつかの研究が異なる分野で成されている[10)–13)]．しかし，既存研究ではある対象ノード（物体，人間など）の特定が他ノードの推定位置ならびにそれらとの位置関係によって行われることを考慮していない．この点については 2 章で詳細に議論する．

以下に推定位置を基に対象ノードの特定を行うアプリケーション例として倉庫の物品管理

†1 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University
†2 独立行政法人科学技術振興機構，CREST
Japan Science Technology and Agnecy，CREST

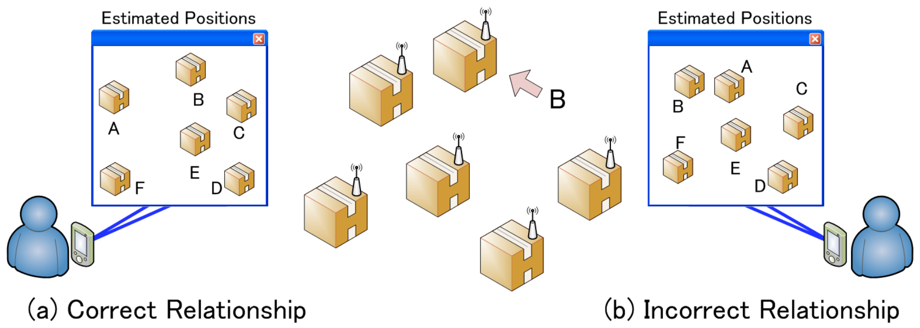


図 1　位置推定システムを用いたノードの特定
Fig. 1　Identifying a Node from a Group using Positioning System Indication

システムを示す．物品には位置推定デバイスが装着され，システムは推定位置を管理する．従業員が保持する携帯端末上に物品の推定位置が表示され，その情報を基に従業員は目的の物品を見つける．このとき，従業員は端末上に表示される推定位置に基づく物品の並びと実際に目で見た物品の並びの一致を見つけ出すことで，目的の物品を探そうとすると考えられる．このような物体認識を正しく行うためには，相対位置が正しいことが必要である．**図 1** は認識が異なると思われる 2 つの推定位置の例を示している．図 1(a) は目的の物品 B とその周辺にある物品の相対位置が正しく推定されているため，この結果を見た従業員は B を特定できると考えられる．一方で図 1(b) は B と F, E, A が隣り合っており，実際の並びと相対位置が異なっている．このため，従業員は目的の物品 B を別の物品と取り違えてしまう可能性がある．

災害時のレスキュー隊や傷病者向けサービスにおいても同様のアプリケーションが考えられる．このようなアプリケーションの一つとして 7 章で電子トリアージプロジェクト[14] について述べる．電子トリアージプロジェクトでは災害時の初期対応において無線センサーデバイスを傷病者に装着し，傷病者の生体情報と推定位置をリアルタイムに監視すると共にそれらの情報をレスキュー隊や医師が携帯端末などで閲覧・共有するためのシステムを設計開発している．本システムが傷病者の急な容態変化を検知すると，その情報がレスキュー隊や医師に伝えられる．適切な処置をするため，レスキュー隊や医師は推定位置に基づき該当する傷病者を正しく特定することが必要となる．

以上のように協調型モバイルアプリケーションにおいて同種のノード群の中から目的のノードを特定することは重要であるにも関わらず，ノード特定のしやすさ・誤りにくさを定量化する試みは我々の知る限りでは成されていない．そこで我々は文献 15) で位置を推定されたノード群の相対的な位置関係の誤り（**相対誤差**）を定量的に示す一つの指標を提案している．本指標では相対誤差を**近傍唯一性**と呼ぶ基準により定義する．相対誤差は推定位置群と実位置群に対してそれぞれ形成したドロネー三角形分割の乖離度 (Degree of Discrepancy: *DoD*) で定量化する．以降では相対誤差との区別のため，実位置と推定位置のずれ（距離）を**絶対誤差**と呼ぶ．また，相対誤差・絶対誤差に関する精度をそれぞれ相対精度・絶対精度と呼ぶ．

本稿では我々が文献 15) で提案した指標にユーザ視点の概念を導入し，ユーザ視点（位置および視線方向）とノードの実位置，推定位置に基づいた指標を提案する．本指標によりアプリケーションによってユーザ視点が特定される場合に，視点を反映した適切な定量化が可能となる．提案指標の有用性を示すため，シミュレーションにより異なる位置推定法の絶対誤差と相対誤差（提案指標の評価値）を算出した所，絶対誤差が同じ場合でも相対誤差は手法によって 30%以上の差があることが分かった．さらにアンケートによる主観評価を行い，提案指標と人間の直感に関連性があることを確認した．またアプリケーション例として電子トリアージシステムに GPS を導入した場合を想定し，医療従事者による傷病者特定実験を行った．その結果 GPS では提案指標の評価値が高く，傷病者特定が困難であることが分かった．

2. 関連研究

2.1 相対位置精度: アプリケーションと定量化

1 章で述べたように協調型位置推定を利用した様々なモバイルアプリケーションが近年注目されている．その中でも社会的なつながりを支援するという点で人間の認識は注目を集めている．例えば文献 8) では人間の日常活動を測定するため，ウェアラブルコンピューティングプラットフォームが提案されている．このプラットフォームでは人間同士の直接的なやりとりや周囲の人との物理的な近さなど，様々な活動状況を測定する．また，携帯電話同士のやりとりを収集することで人々の位置を推定する手法も提案されている[16]．このようにして収集された位置情報の利用例として，周辺ユーザの位置情報をユーザにフィードバックし，その位置情報を基に他ユーザを探すようなサービスが挙げられる．WearIT@work プロジェクト[9] で開発されているレスキュー隊のナビゲーションシステムでも同様のアプリケーションが考えられる．

協調型位置推定は自動車の運転支援でも有用である．車にレーダースキャナなどの測距セ

ンサを搭載し，測距結果を車車間で共有することにより，協調型衝突防止システム[17]などが実現できる．そのような場合に運転者が周辺車両の位置を誤って認識することを防ぐため，運転支援システムが提供する周辺車両の位置情報には十分な相対位置精度が求められる．このような問題は航空機や潜水艇などでも存在する[18]．

相対位置精度に関しては様々な分野で研究が成されている[10)–13),19)]．ロボット制御などへの応用を目的としたコンピュータビジョンの分野において，文献 19) は 2 次元空間における物体の形や方向に基づき 2 つの物体の関係の正しさを定義している．しかし，推定位置の正しさが物体認識に与える影響という観点では物体の関係の正しさを考慮していない．また，Mourikis, Roumeliotis はモバイルロボット群を対象とした位置推定精度に関する研究を行っている[13]．文献ではモバイルロボット群がカルマンフィルタに基づく協調型位置推定を行う場合に，各ロボットの推測航法誤差や相対位置（距離・角度）測定がロボット群全体の位置推定精度に与える影響を解析し，上界を示している．彼らはノード間の相対位置測定に基づく協調型位置推定を対象としているが，精度は各ノードの絶対誤差として定義されている．相対誤差に関する解析は無線センサーネットワークにおける位置推定の分野で行われている[10)–12)]．これらの文献では，理論的な精度限界または相対位置推定法の特性をモデル化・解析している．例えば文献 11) はアンカーノードを仮定した協調型の相対位置推定法を対象として，絶対位置精度と相対位置精度を区別し，相対位置精度に対して推定相対位置の分散の下界（クラーメル・ラオの限界）を定義している．相対誤差を扱った文献はほとんどが測定に起因する誤差を対象としている．通常，相対位置推定においてアンカーの存在は考慮されていないため，誤差は距離や角度，電波強度などによる測定結果のずれにより定義される．この意味で，1 章で示したような協調型アプリケーションの相対位置精度は既存研究において考慮されていない．

2.2 画像認識における幾何学的アプローチ

画像認識におけるパターンマッチング問題でも 2 つの物体の関係を定量化する試みが成されており，一般的なアルゴリズムは特徴抽出と識別の 2 ステップで構成される．特徴抽出では特徴点（顔認識における鼻や目など）を入力データから抽出する．続く識別ステップでは特徴点を分類することで定量化する．識別の方法には統計的手法と構造的手法が存在する．統計的手法では大量の蓄積されたデータと入力データを比較する．一方，構造的手法では入力データから抽出された特徴点の配置を分析する．例えば文献 20) では顔認識における識別ステップに固有ベクトルを利用している．特異点を用いる識別方法も存在する[21)–23)]．文献 24)，25) では特異点同士の関係をドロネー三角形分割で定量化し，指紋照合における

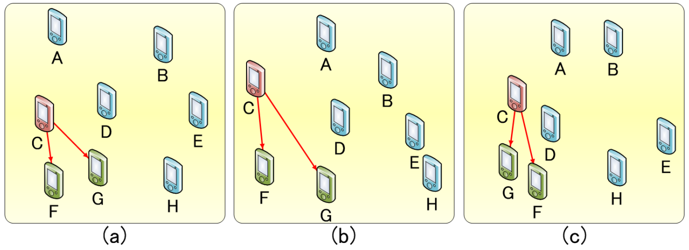


図 2 俯瞰視点に基づくノード F と G の相対的な位置関係 (a) 実位置, (b) 一致, (c) 逆転
Fig. 2 Relative Positions of F and G from Bird's-eye View:(a) Real Placement (b) "Consistent" Estimation (c) "Inconsistent" Estimation

識別方法に利用する．これらの手法はパターンマッチングにおいて有用だが，物体認識という観点での位置推定の正しさは考慮していない．

2.3 本研究の位置づけ

本研究で提案する指標は我々の知る限りアプリケーションやサービスの立場から相対位置精度を定量化する初の試みである．提案指標は周辺ノードの近傍唯一性に基づき精度を定義し，ドロネー三角形分割の乖離度 (DoD) により定量化する．ドロネー三角形分割の類似度を利用するという方法は画像認識でも用いられるが，しかし，提案指標は周辺ノードに基づき特定のノードを識別する精度の定量化のためにドロネー三角形分割を用いており，ドロネー三角形分割を特異点の配置パターンを定量化するためだけに用いている画像認識手法とは大きく異なる．また，本稿では提案指標の有効性をシミュレーションと実証実験の双方から確認している．まず，絶対誤差で判別できない位置推定法の差異を相対誤差で表せることをシミュレーションにより示す．次にアンケートによる主観評価によって提案指標が人間の直感を適切に表していることを確認し，医療従事者による災害支援サービス実験により提案指標の利用例を示す．提案指標の目的はこのようなデバイス同士・人間同士の協調に基づく新しいシステムの開発支援に貢献することである．

3. 位置関係の正しさの定量化

3.1 定量化に向けた議論

複数のノードの位置関係の正しさを特徴づける要因としては，直感的にはノード間の距離及び方向（ノード間ベクトル）が挙げられる．推定位置におけるノード間ベクトルが実際のそれと大きく異なる結果，他ノードとの位置関係が入れ替わる場合がある．このとき，ある

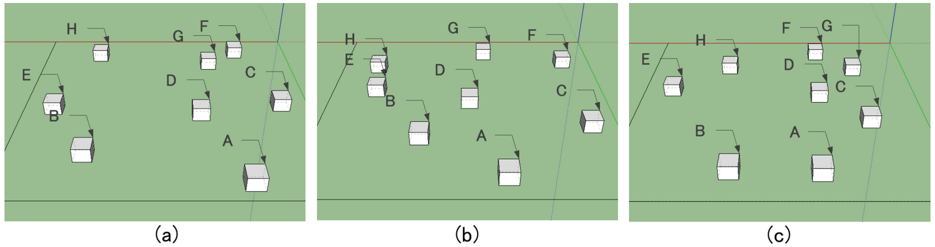


図 3　フィールド視点に基づくノード F と G の相対的な位置関係: (a) 実位置, (b) 一致, (c) 逆転
Fig. 3　Relative Positions of F and G from Field View: (a) Real Placement (b) “Consistent” Estimation (c) “Inconsistent” Estimation

ノード群から相対的に他ノードを参照する行為における参照誤りの原因になると考えられる．**図 2** は，俯瞰視点におけるあるノード群の実際の位置（実位置）と推定位置を示している．ここで (c) の推定結果では，ノード C を基準としたノード F とノード G の位置関係が，(a) に示す実位置と比較して”逆転している”と見なすことができる．従って，直感的には (b) の推定結果の方が実位置が満たす位置関係をより正しく表現しており，ノード F とノード G を取り違える可能性が低いと考えられる．

推定位置を利用するユーザは，物体や人物を特定する必要にある現場にいることが想定されるが，従来の位置推定法では一般に上から見た図，即ち図 2 の様な俯瞰図を表示することが多い．以降ではこのユーザ視点を俯瞰視点と呼ぶ．しかし，アプリケーションによっては俯瞰視点はユーザの光景とは異なるものであり，ノード間の相対的な位置関係を考慮する上ではユーザの視点を考慮した評価も行えることが望ましい．すなわち，**図 3** に示すような視点（フィールド視点）に基づき，(b) の推定結果では (a) の実位置が満たすノード C を基準としたノード F とノード G の位置関係を (c) の推定結果と比較して正しく表現していると判断すべきである．

位置関係の正しさを定量化するためには，位置関係の逆転，すなわち相対誤差をどのように定義するかが課題となる．我々は文献 15) で 2 次元平面（俯瞰視点）における相対的な位置関係に着目し，相対誤差をあるノードの周辺ノードが一致していることと定義している．本稿ではこの定義を基にユーザ視点を考慮した相対位置の定量化を試みる．

3.2　位置関係の正しさの定義

あるノードを特定する際に，その周辺に存在するノードを基準とする行為は人間の直感として一般的であると考えられる．しかし，あるノードの周辺ノードの選び方は人間の主観や

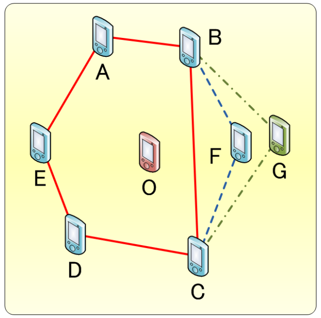


図 4　直感的な周辺ノードの例
Fig. 4　Intuitive Example of Neighbor Nodes

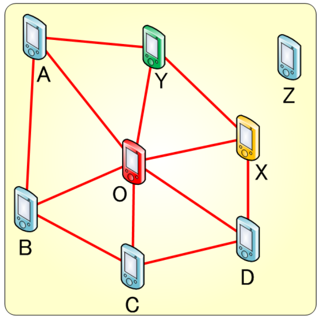


図 5　ドロネー三角形分割の例
Fig. 5　Example of Delaunay Triangulation

アプリケーションの目的に依存する．そこで我々は文献 15) において，**唯一性**と**近傍性**に着目して周辺ノードを定義している．唯一性とは，あるノードを特定する際に参照するノードとして，他のノードでの置き換えができないことを意味する．例えば**図 4** の場合，ノード O を特定するにあたってノード B やノード C がノード F の代わりと見なせるのであれば，ノード F は唯一性を満たさない．一方，他のノードと比較して唯一性を十分満たしていると判断できるノードであっても，他の要因により周辺ノードに選ばれない場合も存在する．例えば図 4 では，ノード A〜E をノード O の周辺ノードに選んでいる．このときノード B, C と比較してノード F がノード O を特定する際に必要と考えれば F は唯一性を満足する．一方，ノード F が存在しない場合にはノード B, C と比較してノード G が唯一性を満足することになると考えられる．しかし直感的にはノード F，G の両方を周辺ノードとして選定することはなく，よりノード O に近いノード F を選ぶと考えられる．すなわち周辺ノードは同程度の唯一性を満たすノードが複数存在した場合により着目しているノードに近いという性質（近傍性）を持っている．

上記唯一性と近傍性（**近傍唯一性**）を同時に満たすノードを周辺ノードと定義する．あるノード X がノード O の近傍唯一性を満たす，すなわち周辺ノードである条件は以下で定義される．

定義 1　ノード全体の集合を V，ノード O の周辺ノード群を $N(O)$ で表す．ノード X が $N(O)$ の要素である必要十分条件を以下で定義する．

$$X \in N(O) \Leftrightarrow \text{for each Z} \in V - \{X, O\},$$
$$\exists Y \in N(O) - \{X\}, f(\triangle OYX) \leq f(\triangle OYZ)$$

ノード X がノード O の周辺ノードであるとは，どのようなノード Z に対してもそれに対応する適当なノード O の周辺ノード Y が存在し，三角形 OYX は三角形 OYZ よりも関数 f の値が小さい，すなわち近傍唯一性が大きいこととして定義している．ここで f は三角形の 3 辺を引数とするある関数を表す．f はノード X がノード O に近接し，周辺ノードとして唯一性の高いノードであることを 2 つの三角形の比較可能な値で表す必要がある．そこで我々は近傍唯一性を適切に表す関数 f として，引数として与えられた三角形の外接円の半径を返す関数を用いている．

図 5 に示すように，各ノード O に対し近傍唯一性を満足する周辺ノード群 $N(O)$ を決定し，互いに近接する周辺ノード間で三角形を構成した場合，その三角形の集合はドロネー三角形分割[26] に相当する．そこで，ドロネー三角形分割により生成されるグラフの辺の差異を位置関係の差異として，相対誤差を定義する．これらの議論の詳細は文献 15) を参照されたい．

4. 相対位置に基づく評価指標

ドロネー三角形分割に基づき相対誤差を定義するため，提案指標では推定位置からドロネー三角形分割により生成されたグラフを，実位置から生成されたグラフに変形するために必要な辺の挿入，削除回数の総和の最小値を用いる．これは，一般的にグラフ編集距離（*Graph Edit Distance*）[27] として知られている．

全ノード集合を V とし，実位置と推定位置におけるドロネー辺集合をそれぞれ E_r，E_e とする．実位置と推定位置におけるドロネーグラフは $G_r = (V, E_r), G_e = (V, E_e)$ で表される．このとき，G_r と G_e 間のグラフ編集距離は次の式で定義される．

$$Graph\ Edit\ Distance = \frac{\sum_{X,Y \in V} GED(X,Y)}{2}$$

$$GED(X,Y) = \begin{cases} 1 & if\ \ (X,Y) \in E_r \wedge (X,Y) \notin E_e \vee (X,Y) \notin E_r \wedge (X,Y) \in E_e \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

相対誤差はグラフ編集距離を正規化した値とする．推定位置の全ドロネー辺が実位置のドロネー辺と一致しない場合に，グラフ編集距離は最大となるため，辺集合 E の要素数を $|E|$ とすれば，グラフ編集距離の最大値は $|E_r| + |E_e|$ である．本指標をドロネー三角形分割における乖離度（*Degree of Discrepancy*）と呼び，DoD と表す．DoD の定義式は次の通りとなる．

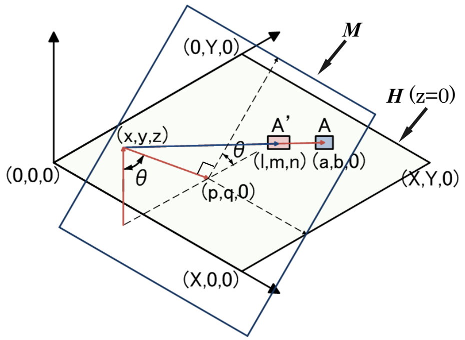


図 6　3 次元空間から 2 次元平面への変換
Fig. 6　Mapping 3D Space to 2D Plane

$$DoD = \frac{Graph\ Edit\ Distance}{|E_r| + |E_e|}.$$

DoD は閉区間 $[0, 1]$ の値を取る．DoD が 0 の場合，各ノードからのその周辺ノードへのドロネー辺が実位置と推定位置において完全に一致するため，推定位置におけるノードの参照誤りが最も起こりにくい．一方で DoD が 1 のとき，各ノードからその周辺ノードへのドロネー辺が実位置と推定位置において全て異なるため，ノードの参照誤りが最も発生しやすい．

DoD は 2 次元平面における位置座標で定義されるため，図 3 で示したような 3 次元空間におけるユーザ視点までは考慮していない．そこで以下では 2 次元平面上にある物体座標をユーザ視点を考慮して別の 2 次元平面上に変換する方法を提案する．ユーザ視点とはユーザの目の位置と対象平面上のユーザが見ている座標で定義される．3.1 節にて議論した通り，実際に推定位置を利用してノード特定を行う場合は，ユーザ視点に応じて相対的な位置関係の重要性に偏りが出ると考えられる．すなわちユーザにとって近い所は広く遠い場所は狭く見えるようになるため，遠い場所のノード位置のずれは近い場所でのずれよりも小さくなり，その結果周辺ノードの変化も小さくなる．したがって提案する変換法ではユーザ視点に近いノード間の距離は広げ，遠いノード間の距離は縮めるようにノード座標を変換する．

ユーザ視点を考慮した DoD の計算方法を**図 6** を用いて説明する．図 6 は，原点 $(0, 0, 0)$ 及び点 $(X, 0, 0), (0, Y, 0), (X, Y, 0)$ で囲まれる XY 平面上の領域 H に対して，領域 H 上の点 $(a, b, 0)$ にノード A が存在する状況を示している．ユーザ視点が座標 (x, y, z) から H 上

の座標 $(p,q,0)$ を見ている場合，視線ベクトルは $(p-x,q-y,-z)$ で定義される．この視線ベクトルに垂直でユーザが見ている座標 $(p,q,0)$ を通る平面 M に対して，位置 A と視点を通る直線が平面 M と交わる点 A'_M をユーザ視点を考慮した A の変換後の座標 (l,m,n) とする．全ての実位置及び推定位置のノード座標に対してこの変換を行い，ドロネー三角形分割により DoD を算出する．この変換によって変換後の平面 M 上では視点座標 (x,y,z) に近いノードは広がる一方で遠いノードは密集することになり，ユーザ視点を考慮した DoD の算出が可能となる．

なお，ノードが存在する平面領域の中心を通る垂線上にユーザ視点があり，ユーザの視線が領域の中心を見ている場合，ユーザの視線ベクトルに対して垂直な平面 M はノードが存在する平面 H と一致するため，位置座標は変換されない．ユーザ視点と平面 H との距離に応じて対象領域全体が拡大/縮小されるが，拡大/縮小率は全ノードに対して一定であり，一般的にユーザにはアプリケーションによって表示領域が適宜調整された結果が表示される．このときユーザ視点と平面 H との距離はノード特定に影響を与えないため，文献 15) では俯瞰視点に限定して DoD を定義していると見なせる．

5. シミュレーション実験

5.1 対象となる位置推定法

提案指標が相対誤差を適切に表していることを示すため，その特性から相対誤差が異なると予想される 3 つの位置推定法に対し，それらが出力した推定結果を用いて評価を行った．評価対象となる位置推定法は，(a) 非協調型レンジベース手法である多辺測量，(b) 協調型レンジベース手法である MDS-MAP[28]，(c) 協調型レンジフリー手法である TRADE[29] とした．上記 3 つの位置推定法について DoD を算出し，(i) 協調型と非協調型，(ii) レンジベース/フリー手法間での相対誤差の差異を確認する．

5.1.1 多 辺 測 量

多辺測量（Multilateration）は GPS に代表されるような，各ノードが複数の正確な位置基準（アンカー）からの直接辺の情報（距離差など）を用いて測位を行う手法の総称である．多辺測量は各ノードが独立して実行するため，隣接ノード間の位置関係は考慮されない．そのため DoD は高いと考えられる．

5.1.2 MDS-MAP

MDS-MAP は多次元尺度構成法[30] を利用した位置推定法である．MDS-MAP では，受信電波強度（RSS: Received Signal Strength）を基準に各ノード間の距離を推定し，行列計算により各ノードの位置を推定する．隣接ノード数が増加するほどノード間の正確な距離が導出できるため，MDS-MAP はノード密度の増加に伴い絶対誤差が減少する．MDS-MAP では，あるノードから他の全ノードに対する距離を基に位置推定を行うが，電波強度から得られた測位誤差の影響が全ノード間で最小となるように推定結果を導出する．そのため DoD は低いと考えられる．

5.1.3 TRADE

TRADE では他ノードとの通信可否および他ノードの移動履歴から通信制約・移動制約を導出する．これらの制約式はノードが存在可能な地理的範囲を絞り込むものであり，制約式が増加するほど絶対位置の精度が向上する．従って TRADE はノード密度の増加に伴い絶対誤差が減少する．TRADE はレンジフリー手法であることから，DoD は多辺測量より低いものの，MDS-MAP よりは高いと予想される．なお TRADE では各ノードが位置推定を実行するが，本稿では MDS-MAP との比較のため，TRADE を集中型アルゴリズムへ改良したものを用いている．

5.2 評 価 環 境

表 1　評価環境
Table 1　Simulation Parameters

フィールド範囲	25 (m) × 25 (m)
最大無線到達距離 (R)	10 (m)
ランドマーク数	4
ノード数	10,20,30,40,50,60,70
モビリティ	Random Way Point
移動速度	1.0–1.5 (m/s)
停止時間	0 (s)
シミュレーション時間	600 (s)

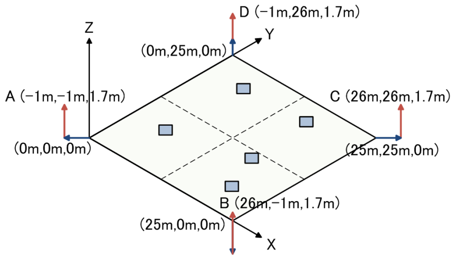


図 7　評価実験での視点設定
Fig. 7　User's Point of View in Simulation

シミュレーション環境は**表 1** に示す通りである．シミュレーションでは多辺測量として GPS を想定し，各ノード毎に誤差半径 r を $[0,3](m)$ のランダム値として，誤差角 θ を $[0,2\pi]$ のランダム値として導出した後，実際のノードの位置 (x,y) に対して $(x+r\cos\theta, y+r\sin\theta)$ で導出される座標をノードの推定位置とした．また，MDS-MAP では電波強度から距離を算出する場合，最大で 10%のランダムな距離誤差が発生するものとした．MDS-MAP, TRADE ではノード密度に応じて絶対誤差が変化するため，ノード数が異なる 4 つの環境

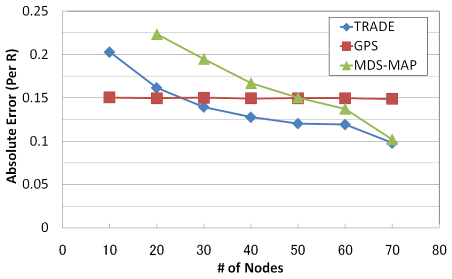
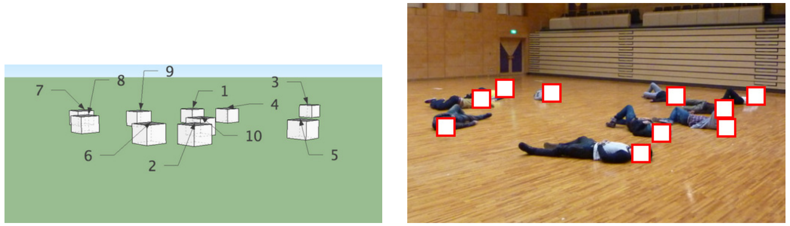


図 8　絶対誤差
Fig. 8　Absolute Errors



(a) Estimated Positions　　(b) Real Positions

図 11　フィールド視点におけるアンケートの例
Fig. 11　Example of Field View Questionnaire

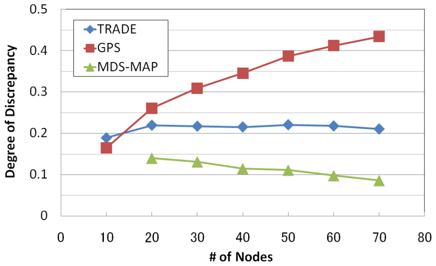


図 9　俯瞰視点での相対誤差
Fig. 9　Relative Errors in Bird's-Eye View

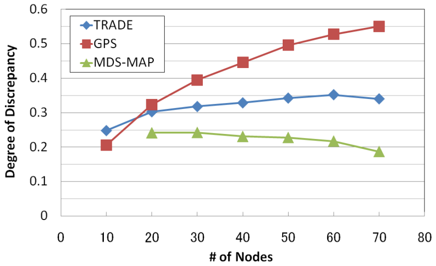


図 10　フィールド視点での相対誤差
Fig. 10　Relative Errors in Field View

にて実験を行った．各位置推定アルゴリズムを用いてシミュレーション実験を行い，出力された推定位置に対して *DoD* を算出した．ユーザの視点は俯瞰視点，および**図 7** に示す 4 点 *A*，*B*，*C*，*D* であり，ユーザの視線は全て対象平面領域の中心を見るものとした．*A*〜*D* の 4 点は対象平面領域の 4 隅から X, Y 軸両方向に 1m ずつ中心から離れた地点であり，高さは 1.7m である．

5.3　実験結果と考察

実験の結果，位置推定法に応じて絶対誤差と相対誤差の傾向が異なることが判明した．以下では位置推定法と誤差の間の関連性を考察する．

図 8 では，各位置推定法の絶対誤差を示している．MDS-MAP では位置推定を行うために全てのノード間がマルチホップで接続する必要があるが，ノード数ではその環境を十分に再現できないため，位置が推定できない．5.1 節で述べた通り，MDS-MAP，TRADE ではノード数の増加に伴い絶対誤差が減少しているが，ノード数 50 の場合で 0.12m 〜 0.15m と近い値となっている．

これに対し，**図 9** ならびに**図 10** はそれぞれ各位置推定法の俯瞰視点およびフィールド視点での *DoD* を示している．どちらの視点でも多辺測量では高い値を，TRADE，MDS-MAP では低い値を示している．特に MDS-MAP は *DoD* が最も低く，ノード数が 50 の時に GPS と MDS-MAP の間では 30%の差がある．前述の通り MDS-MAP において利用される多次元尺度構成法は，各ノード間距離から実際のノード位置の回転体あるいは拡大（縮小）体を導出する．電波強度から得られるノード間距離において生じる誤差は全てのノード間距離に伝搬するため，ノードの正確な位置を推定することは難しい．しかし，周辺ノードとの相対的な位置関係を把握できるため，実位置と比較して周辺ノード群が一致しており，*DoD* が低くなったと考えられる．一方で多辺測量ではノード数の増加に伴い *DoD* の値が増加した．ノード間の位置関係を考慮しない多辺測量では，ノード数の増加に伴いノード密度が増加した結果，入れ替わりの対象となるノード数が増加したため，*DoD* が増加したものと考えられる．この結果より，協調/非協調型の位置推定法で *DoD* が相対誤差に関して妥当な傾向を示していることが分かる．

6.　アンケートによる主観評価

人間の直感によるノード特定誤りの発生と *DoD* との関連性を調査するため，アンケートを用いた主観評価を行った．俯瞰視点での *DoD* と人間の直感との関連性に関する評価は文献 15) で成されており，*DoD* とノード特定誤り率（誤答率）の相関係数は 0.9 となり強い正の相関があることが確認できている．今回の主観評価では**図 11** に示すような 10 ノード

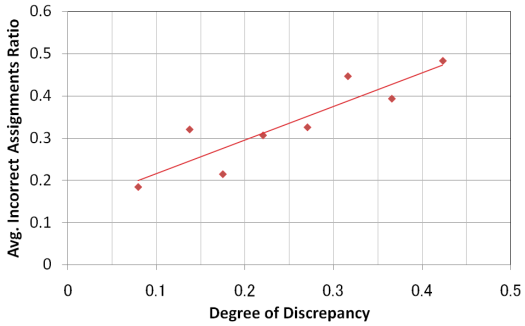


図 12　主観評価結果
Fig. 12　Experimental Result of Subjective Testing

図 13　アプリケーション例：iPad 上に表示された推定位置からの傷病者特定
Fig. 13　Tested Application: Identifying Patients from Estimated Positions Shown on iPad

の推定位置と実位置を並べたアンケートを作成し，27 種類の推定結果について被験者 13 名を対象に実施した．推定位置にはノードの識別番号（ノード ID）が記載されており，実位置には記載されていない．被験者は推定位置に記載されたノード ID を基に実位置の各ノードに対して ID を割り当てる．各推定結果に対して誤答率と *DoD* との関連性を調べた．

図 12 に評価結果を示す．この結果から誤答率の増加に伴い *DoD* も増加することが分かる．また相関係数はおよそ 0.9 となり，強い正の相関がある結果となった．以上のことから提案手法によりユーザ視点を考慮した変換を行った場合でも，*DoD* は人間の直感を適切に表現していることが確認できた．

7.　アプリケーション例

近年，大事故や災害時の救急救命において，トリアージと呼ばれる救急救命方式が導入されつつある．トリアージとは，傷病者の脈拍や自発呼吸の状況（バイタルサイン）から重症度を判断し，傷病者の治療及び病院への搬送の優先度を決定する手法であり，医療資源や医療従事者が限られた環境下で出来る限り多くの人命を救助することを目的としている．トリアージの救命率向上を目指すため，多数の傷病者のバイタルサインをリアルタイムで一括監視し，現場での救命活動を支援する電子トリアージシステムの設計開発が進められている[14)]．このシステムではアドホックネットワーク構築機能を有するバイタルセンサを傷病者に装着し，傷病者のバイタルサインをアドホックネットワークを介してサーバへ集約する．また，医療従事者は専用端末を保持し傷病者情報を把握する．同時に端末間アドホック無線通信情報を用いて傷病者や医療従事者の位置を推定し，現場全体の傷病者と医療従事者の位置関係を災害対策本部で一元表示して把握する機能の実現を目指している．**図 13** は電子トリアージシステムでの推定位置の利用例を示している．iPad に表示された傷病者の推定位置を基に，医師は目的の傷病者を迅速に特定し，治療を開始できる．

このようなアプリケーションでは相対位置が重要となるため，相対位置精度がより良い位置推定法を採用すべきである．そこで提案指標を用いることで目前の傷病者群の中から目的の傷病者を特定する精度を定量的に評価できる．

電子トリアージシステムに GPS を採用した場合の相対誤差を調べるため，実際に GPS で取得した推定位置を用いて 6 章で実施したアンケートと同様の実験を医師 5 名の参加の下で行った．図 13 に示す 10m 四方の領域の地面に GPS を保持した傷病者 10 名が横たわり，医師は iPad 上に表示された傷病者の GPS 位置と ID を基に，目前の傷病者それぞれに ID を割り振るものとした．ユーザ視点は 5 章の実験での視点と同じで領域の 4 隅とし，3 種類の傷病者配置それぞれについて実際に GPS で位置を取得した．GPS ログの収集には SONY NV-U75（3 台），SONY VAIO type P, I-O DATA USBGPS2, TranSystem TripMate 850（2 台），TranSystem TripMate 852, HOLUX M-241 （2 台）の計 10 台を用いた．GPS の平均絶対誤差は数 m から 10m の範囲であった．実験ではそれぞれの場所で 3 分間静止して取得した平均位置を傷病者の推定位置とした．推定結果はできる限り実位置に近くなるように拡大・縮小・回転してから iPad 上に表示させるようにした．

実験結果より *DoD* の平均は 0.52 で，傷病者特定の誤答率は 0.86 であった．したがって，GPS は相対誤差が高く目的の傷病者特定には向かないことが分かった．このように *DoD* は物体特定のしやすさという観点での位置推定法の性能を評価するために有効である．

8.　Conclusion

本稿では，推定位置に基づきノードを特定するという観点で位置推定法の相対位置精度をユーザ視点を考慮して定量化するための方式を提案した．緊急時におけるレスキュー隊や傷病者のナビゲーション，倉庫での物品管理システムなど，多くの協調型モバイルアプリケーションでは相対誤差によるユーザのノード特定誤りを避けるため提案指標によりノード特定に関する性能を定量化することは重要である．提案指標では 2 次元平面においてノード特定に影響を与える隣接ノード集合を近傍唯一性により定式化し，この性質をドロネー三角形分割による地理的性質により *DoD* として定量化する．特に本稿では 2 次元平面で定義された *DoD* に対して 3 次元空間におけるユーザ視点を考慮するため，ノード位置とユーザ視点

の 3 次元空間での関係を 2 次元平面へ変換する方法を考案した．

シミュレーションにより絶対精度はほとんど同じであるにも関わらず，ノード間測距を用いた協調型位置推定は非協調型の位置推定 (GPS) よりも相対精度が高いことが分かった．また，アンケートを用いた主観評価により提案指標がノード特定における人間の直感を良く表していることを確認した．これらの結果から，協調型位置推定法はノード特定に有効であることが確認された．さらに実際の GPS 機器で得られた推定位置を用いて災害時アプリケーションを再現し医療従事者による傷病者の特定実験を行った結果，GPS は非協調型の位置推定であるために *DoD* が高く，傷病者の特定には不十分であることが示された．

参 考 文 献

1) Goldenberg, D., Bihler, P., Cao, M., Fang, J., Anderson, B., Morse, A. and Yang, Y.: Localization in Sparse Networks Using Sweeps, *Proceedings of the 12th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp.110–121 (2006).
2) Lee, H., Wicke, M., Kusy, B. and Guibas, L.: Localization of Mobile Users Using Trajectory Matching, *Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-less Environments*, pp.123–128 (2008).
3) Li, M. and Liu, Y.: Rendered Path: Range-free Localization in Anisotropic Sensor Networks with Holes, *Proceedings of the 13th Annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp.51–62 (2007).
4) Uchiyama, A., Fujii, S., Maeda, K., Umedu, T., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: Ad-hoc Localization in Urban District, *Proceedings of the 26th IEEE International Conference on Computer Communications*, pp.2306–2310 (2007).
5) Youssef, M. and Agrawala, A.: The Horus WLAN Location Determination System, *Proceedings of the 3rd International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, pp.205–218 (2005).
6) Yin, J., Yang, Q. and Ni, L.: Learning Adaptive Temporal Radio Maps for Signal-Strength-Based Location Estimation, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol.7, No.7, pp.869–883 (2008).
7) Gellersen, H., Lukowicz, P., Beigl, M. and Riedel, T.: Cooperative Relative Positioning, *IEEE Pervasive Computing*, Vol.9, No.4, pp.78–89 (2010).
8) Olguin, D., Waber, B., Kim, T., Mohan, A., Ara, K. and Pentland, A.: Sensible Organizations: Technology and Methodology for Automatically Measuring Organizational Behavior, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, Vol.39, No.1, pp.43–55 (2009).
9) Lukowicz, P., Timm-Giel, A., Lawo, M. and Herzog, O.: WearIT@work: Toward Real-World Industrial Wearable Computing, *IEEE Pervasive Computing*, Vol.6, No.4, pp.8–13 (2007).
10) Yang, Z. and Liu, Y.: Quality of Trilateration: Confidence-Based Iterative Localization, *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, Vol.21, No.5, pp. 631 –640 (2010).
11) Ash, J. and Moses, R.: On the Relative and Absolute Positioning Errors in Self-Localization Systems, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.56, No.11, pp. 5668–5679 (2008).
12) Youssef, A., Younis, M., Youssef, M. and Agrawala, A.: On the Accuracy of Multi-hop Relative Location Estimation in Wireless Sensor Networks, *Proceedings of International Conference on Wireless Communications and Mobile Computing*, pp. 481–486 (2007).
13) Mourikis, A. and Roumeliotis, S.: Performance Analysis of Multirobot Cooperative Localization, *IEEE Transactions on Robotics*, Vol.22, No.4, pp.666–681 (2006).
14) 木山　昇，楠田純子，藤井彩恵，内山　彰，廣森聡仁，梅津高朗，中村嘉隆，大出靖将，田中　裕，山口弘純，東野輝夫：災害時救急救命支援に向けた電子トリアージシステムの設計開発，情報処理学会論文誌， Vol.51, No.9, pp.1916–1929 (2010).
15) 木山　昇，内山　彰，山口弘純，東野輝夫：ノード群の相対位置関係に基づく位置推定アルゴリズムの評価手法，情報処理学会論文誌， Vol.52, No.1, pp.209–219 (2011).
16) Constandache, I., Bao, X., Azizyan, M. and Choudhury, R.R.: Did You See Bob?: Human Localization Using Mobile Phones, *Proceedings of the 16th International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp.149–160 (2010).
17) Kukshya, V., Krishnan, H. and Kellum, C.: Performance Evaluation of a System for Estimating Relative Positions of Vehicles During GPS Outages, *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.394 –399 (2006).
18) Huster, A., Frew, E. and Rock, S.: Relative Position Estimation for AUVs by Fusing Bearing and Inertial Rate Sensor Measurements, *Proceedings of MTS/IEEE OCEANS*, Vol.3, pp.1863–1870 (2002).
19) Matsakis, P. and Wendling, L.: A New Way to Represent the Relative Position between Areal Objects, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.21, No.7, pp.634–643 (1999).
20) Turk, M. and Pentland, A.: Face Recognition Using Eigenfaces, *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.586–591 (1991).
21) Demirci, M., Platel, B., Shokoufandeh, A., Florack, L. and Dickinson, S.: The Representation and Matching of Images Using Top Points, *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, Vol.35, No.2, pp.103–116 (2009).
22) Kanters, F., Platel, B., Florack, L. and Romeny, B.: Content based Image Retrieval

Using Multiscale Top Points, *Proceedings of the 4th International Conference on Scale Space Methods in Computer Vision*, pp.33–43 (2003).

23) Platel, B., Kanters, F., Florack, L. and Balmachnova, E.: Using Multiscale Top Points in Image Matching, *Proceedings of the 11th International Conference on Image Processing*, pp.389–392 (2004).

24) Parziale, G. and Niel, A.: A Fingerprint Matching Using Minutiae Triangulation, *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.3072, pp.1–50 (2004).

25) Bebis, G., Deaconu, T. and Georgiopoulos, M.: Fingerprint Identification Using Delaunay Triangulation, *Proceedings of IEEE International Conference on Intelligence, Information and Systems*, pp.452–459 (1999).

26) Lee, D. and Schachter, B.: Two Algorithms for Constructing a Delaunay Triangulation, *International Journal of Parallel Programming*, Vol.9, No.3, pp.219–242 (1980).

27) Bunke, H.: On a Relation between Graph Edit Distance and Maximum Common Subgraph, *Pattern Recognition Letters*, Vol.18, No.8, pp.689–694 (1997).

28) Shang, Y., Ruml, W., Zhang, Y. and Fromherz, M.: Localization from Connectivity in Sensor Networks, *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, Vol.15, No.11, pp.961–974 (2004).

29) Fujii, S., Nomura, T., Umedu, T., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: Real-time Trajectory Estimation in Mobile Ad Hoc Networks, *Proceedings of the 12th ACM International Conference on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems*, pp.163–172 (2009).

30) Carroll, J. and Chang, J.: Analysis of Individual Differences in Multidimensional Scaling via an N-way Generalization of“ Eckart-Young ”Decomposition, *Psychometrika*, Vol.35, No.3, pp.283–319 (1970).