

複数の屋内測位方式を用いた電動車椅子自動運転システムの提案

高橋宗資^{1,a)} 佐藤文明^{2,b)}

電動車椅子の自律走行システムにおいては、車椅子の自己位置推定と走行可能領域の特定および走行経路の決定が必要となる。屋内の自己位置推定には、無線 LAN やビーコンによって位置推定ができる。しかし、自律走行のためには、より精度の高い位置推定が必要となる。本研究では、自律走行ができる程度の測位精度を持ち、コストが小さい方式として、スマートフォン画像を使った深層学習による位置推定を提案する。また、車椅子が壁面に近づくことにより、スマートフォン画像の認識が機能しない状況においては AR (Augmented Reality) マーカによる位置推定を併用する。また、マーカが見えない状況におけるおおよその自己位置の特定には、BLE ビーコンを併用する。自己位置から、目的地までの経路は、システムに保持したマップ情報を使って、経路を算出した。本システムにより、自己位置から目的地までの経路に沿って電動車椅子を自律走行させることができることを実験による確認した。また、深層学習による走行可能領域の検出精度、AR マーカによる位置測位精度の評価を実施し、自律走行可能な精度であることを確認した。

1. はじめに

電動車椅子の自律走行は、空港などの公共の施設において、高齢者や体の不自由な方が目的地まで移動する手段として、走行実験が行われはじめている。電動車椅子の走行実験では、多くの場合ビーコンによって自己位置が特定され[1]、LIDAR (Light Detection and Ranging, Laser Imaging Detection and Ranging) [2]により障害物の検出が行われる。しかし、ビーコンによる位置推定精度は1 mから数mとなり、LIDAR のコストは車椅子にとっては高い[3]。

画像情報を用いて、位置推定や走行可能領域の検出を行うことができる。ステレオカメラは、2台のカメラ画像から、画面内の特徴点の距離を推定することができる。特徴点の性質から、障害物や壁面を特定し、走行可能領域を特定することができる。しかし、エッジなどの特徴点の取得が難しい画像については、ステレオカメラによる走行可能領域の抽出が難しい[4]。

一方で、単眼カメラ画像から深層学習を使ったセグメンテーションによって画像認識を行って、走行可能領域を抽出する研究が自動車の自動走行の研究で行われている[5]。深層学習による画像認識では、画面内の領域を人物や道路、歩道、建物といったクラスごとに認識し、分類する。その認識結果から、自分が空間の中でどの位置にいてどの方向を向いているかの推定ができる。この画像認識では、分類されるクラス(人、道路、建物等)が持っている物体の特徴によって画面内の領域が分類されるため、非常に安定した識別が可能である。

本システムでは、電動車椅子が通路において自律走行する際に、自己位置と方向の推定を深層学習を用いて行っている。また、その入力画像として、特別なカメラを用いることなく、操作のスマートフォンの画面情報を入力する。

そして、走行可能領域がスマートフォンの画面内に映らなくなる壁面付近では、AR マーカを併用することで、自己位置を推定する。AR マーカは、マーカに基づく拡張現実で用いられるもので、カメラの位置や方向を特定する技術である。また、本システムは、屋内のマップ情報を持ち、現在地から目的地までの経路を算出することができる。現在地の概算には、ビーコンを併用している。このシステムを試作し、現在地から目的地までの経路を自律走行できることを確認した。

以下論文の構成を述べる。第2章では、屋内位置推定技術の特徴について述べる。第3章では、提案システムの構成とその特徴について述べる。第4章では、走行可能領域の推定方法について述べる。第5章では、試作した提案システムの走行実験と性能評価について述べる。第6章は、考察と残された今後課題について述べ、第7章はまとめである。

2. 屋内測位方式

2.1 無線 LAN に基づく測位[6]

無線 LAN の基地局や Bluetooth ビーコン端末を検出することにより、基地局やビーコンに与えられた位置情報を取得することが可能である。さらに、無線の電波強度を利用することにより、ユーザとアクセスポイント間の距離を推定することで、三辺測量技術によって位置を計算することができる。しかし、これらの方法による測位精度は1 mから数mとあまり高くはない。

2.2 RFID に基づく測位[7]

パッシブ RFID タグは、タグリーダからの電波を受信すると、ID 情報を返信する。タグリーダは、各タグに割り当てられた位置情報を ID 情報から検索し、位置情報を得ることができる。パッシブ RFID とタグリーダとの通信可能距離は数センチメートルから数十センチメートル以内であるため、高い精度で位置を特定することができるが、広い領域で測位するためには、たくさんのタグを設置する必要がある。

1 東邦大学大学院理学研究科
Toho University, Funabashi, Chiba, 274-8510, Japan.

2 東邦大学理学部
Toho University, Funabashi, Chiba, 274-8510, Japan.

a) 6518009t@st.toho-u.ac.jp

b) fsato@is.sci.toho-u.ac.jp

る。

2.3 デッドレコニングに基づく測位[8]

デッドレコニングは大規模なインフラを用いず、ユーザデバイスに組み込まれたセンサのみによって自己位置を推定する方法である。加速度センサによる加速度値の積分や、加速度を使った歩数計による移動距離の推定や、方位センサによる移動方向の推定などにより測位する。設置コストなどは必要がないため、コストが小さく手軽であるが、誤差が蓄積するために、正確な位置が利用できる場所や時間で定期的に誤差をリセットする仕組みが必要となる。

2.4 AR（拡張現実）マーカに基づく測位[9]

AR マーカに基づく拡張現実では、AR マーカと呼ばれる特別な画像をカメラ画像から抽出して認識することで、3次元空間の座標を推定し、3次元オブジェクトを座標変換してカメラ画像に重畳することで現実空間を拡張する。



図1 ARマーカと3次元空間

AR マーカに基づく位置推定では、マーカを認識することで、マーカを起点とする3次元空間における自己位置が計算できる。マーカ認識の精度にもよるが、マーカに基づく位置推定は、精度が比較的高く、また設置コストもそれほど大きくないので、屋内位置推定方式として有効である。本研究では、AR システムの実装に ARToolKit[10]を用いた。

3. システム構成

本研究で提案する電動車椅子システムの構成は、次図のようになっている。表に構成要素の機能の概要をまとめたものを示す。動作の概要は、図中の「②タブレット」に搭載された単眼カメラ画像を基に、「③Jetson TX2」で走行可能領域(床面)を検出し、AR ライン（仮想走行ライン）および行動計画を生成する。コーナにおいて、カメラに床面が映らない場合、予め壁に設置したマーカを認識することで距離を計算する。それらからARライン上を車いすが走行すべく、「④制御ユニット」で左右のモータ回転数指令 $No[rpm]$ を計算する。「⑤モータドライバ」に左右のモータ

回転数指令 $No[rpm]$ を送信し、「⑥左モータ」および「⑦右モータ」を駆動させて自律走行を実現する。

「②タブレット」はBluetooth[11]の電波が受信可能であり、外部インフラである「①BLE ビーコン」の受信電波を基に、自己位置推定の一方法として利用する。また、外界情報として AR マーカをタブレットで認識することで、AR マーカを基準とした自己位置推定を利用する。しかし、BLE ビーコンも AR マーカも、走行経路全体に密に配置されていることを前提にすることは難しいため、本研究では直線経路走行時は外界情報から走行可能領域を抽出し、その中の自己位置を推定して走行方向を決定する。また、コーナに近づいた際には、コーナ付近に設置されたマーカによってコーナまでの距離を推定して、適切な半径で旋回走行するコーナモードを利用することとする。

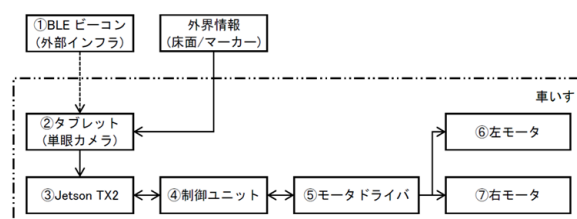


図1 提案システムの構成

表1 提案システムの構成要素

No.	項目	概要
①	BLE ビーコン	・自己位置推定用にBluetoothの電波を送信(未実装)
②	タブレット	・進行方向の風景画像を取得 ・マーカを認識し距離の計算 ・Bluetoothの電波を受信し自己位置推定(未実装)
③	Jetson TX2	・走行可能領域(床面)を検出 ・行動計画およびARラインを生成
④	制御ユニット	・ARライン情報からモータ回転数指令 $No[rpm]$ を計算
⑤	モータドライバ	・モータ回転数指令 $No[rpm]$ からACモータ駆動用の擬似正弦波を生成
⑥	左モータ	・左車輪を駆動するインホイール式のACモータ
⑦	右モータ	・右車輪を駆動するインホイール式のACモータ

4. 走行可能領域推定方法

4.1 画像認識

提案方式では、タブレット画面から走行可能領域を特定するために、深層学習を用いている。深層学習に用いているモデルは、FCN-Alexnet[12]で、SYNTHIA データセット[13]で学習したものである。今回、このモデルを用いた理由は、JetsonTX2 であらかじめ提供されているモデルであり、学習も実行しやすい環境であったためである。しかし、考察でも述べるが、計算時間がかかるのとより精度の高い位置推定のためには、もっと新しいモデルで環境に合わせた学習が必要である。

認識結果は、逆畳み込みを行ったピクセル単位の出力ではなく、 24×17 の領域に対して計算されたクラスの値を使って行っている。走行可能領域のセンターラインを計算するためには、ピクセル単位の情報は必要なく、計算量が少なくて済むからである。

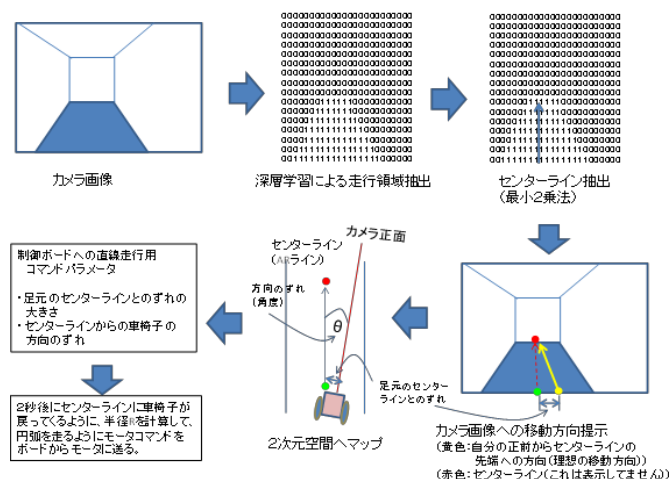


図2 画像認識から走行コマンド発行の流れ

4.2 センターラインと自車のずれの計算

Jetson の画像認識結果の出力として 24×17 のブロックでクラス分けされた結果が得られる。この中で、道路、歩道として認識された領域を走行可能領域として選択し(図中1と出力されている。この領域から、センターラインを抽出する。走行可能領域からセンターラインを求めるには、走行可能領域の幅方向の中央点を求めて、その中央点から最も誤差の少ない直線を最小2乗法で求める。(下図参照))

センターラインの画像内の位置から、床面の2次元空間にセンターラインをマップし、センターラインと自車のずれの量、センターラインと自車の方向のずれを計算する。



図3 センターラインの算出

4.3 走行コマンドの発行

センターラインの先端の位置と、手前の位置とを2次元の空間にマップする。そして、その直線と自車の向いている方向との角度差を計算する。そして、Jetson ボードからは、センターラインと自車の位置とのずれと、角度差の情報を、走行コマンドのパラメータとして制御ボードに送信する。制御ボードでは、センターラインの誤差を減らすように車両を移動させるべく、左右の車輪の回転量を調整して走行させる。

もし、コーナに近づいてきて、タブレットがコーナを認識し、コーナから一定の距離に近づいたことが分かったとき、Jetson ボードからは走行モードをコーナモードに切り替えるようにコマンドを発行する。制御ボードは、コーナモードに切り替わると、速度を低下させ、指定された方向に滑らかに方向転換する。コーナが終わると、通常の走行モードに切り替わる。

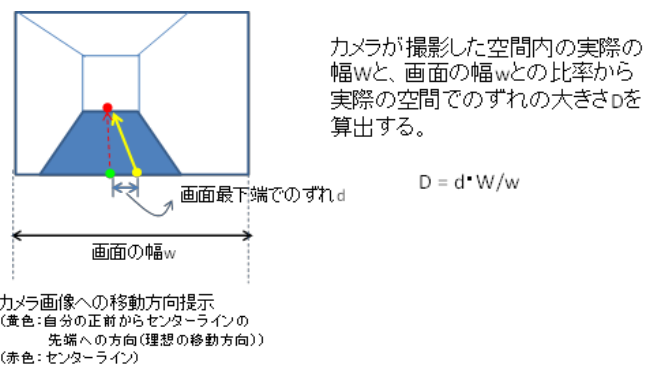


図4 画面内のセンターラインからの自車両のずれの計算

5. 自律走行の評価

5.1 試作システムの画面

下図は試作システムでのタブレットの操作画面である。タブレット画面が送信され、その画面で走行可能領域が認識され、グレーの色が重畳されている。画面内の上部は、タブレットの操作画面になっており、タブレットと Jetson との通信接続ボタンや、表示モード、走行モードの切り替えボタン、状態表示領域がある。



図5 試作システムのタブレット画面

表2 セグメンテーション実験結果

画像番号	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
正解走行可能領域数 (a)	100	98	92	82	71	53
認識走行可能領域数	95	98	82	73	59	44
正解領域外認識数	7	9	4	2	1	5
正解領域内非認識数	12	9	14	11	13	14
正解認識数 (b)	88	89	78	71	58	39
正解率 (b/a*100) %	88	90.8	84.8	86.6	81.7	73.6

5.3 走行制御が動作していることの評価

走行制御は、Jetoson ボードが画面でとらえた位置情報からセンターラインとのずれ（誤差）を算出して、その値を車椅子制御ボードに与えることで、車椅子制御ボードが誤差を修正する方向にフィードバックをかけて車椅子の方向と移動量を決定しモータを駆動している。この誤差が修正される方向に変化していること、すなわち正しく制御が掛かっていることを評価する。

下図は、センターラインから左側の位置を出発点としての、車椅子を左右の車輪の走行量を示す。最初は大きなずれを修正するために大きく回転差をつけて曲がっていくが、しばらく走行するとその回転差は落ち着いてくる。また、次の図は、カメラ画像からセンターラインを求め、その位置と車椅子の位置とのずれと角度のずれを算出した結果である。位置誤差の収束状況は、おおむね順調に0（センターライン付近）に収束していく傾向が出ており、フィードバックが動作していることがわかる。しかし、収束の過程において、センターラインからの位置誤差がオーバーシュートする場合もあり、制御パラメータの調整が重要であることがわかる。また、直線走行の終盤（壁に近づいた状況）では、収束せずに振動する場合もみられた。壁面に近づく直線走行の終盤では、カメラ画面内に走行可能領域の映り込みが少なくなっており、認識が難しくなるため、車椅子の走行が揺れやすくなる傾向があることがわかった。

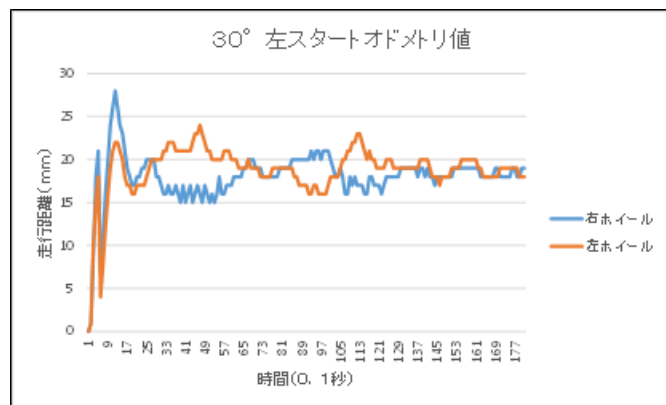


図8 左右の車輪の走行量



図6 試作システムのセグメンテーション画面

5.2 セグメンテーションの評価

画像から、走行可能領域を抽出するときの精度について、評価した。画面の中の走行可能領域の正解に対して、正しく抽出した走行領域の大きさを評価した。

評価結果から、ほぼ中央で走行可能領域をとらえている場合は、80%以上の精度で走行可能領域をとらえている。一方、壁に近づいていき走行可能領域が少なくなるにつれて、精度が低下することが分かった。また、走行可能領域が中央でとらえられていない場合、精度が下がってくる傾向にあることが分かった。

また、走行可能領域の中央部は問題なく検知できているが、壁と床との境界は、走行可能領域とは異なるクラス（植物など）に分類されてしまい、精度が低下する原因となっていることがわかる。この認識失敗の要因の一つには、この学習モデルが屋外の道路の画像を使って学習していることによると考えられる。

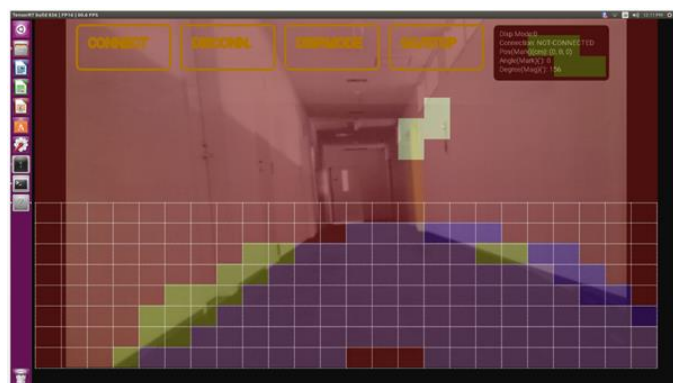


図7 セグメンテーション実験結果例

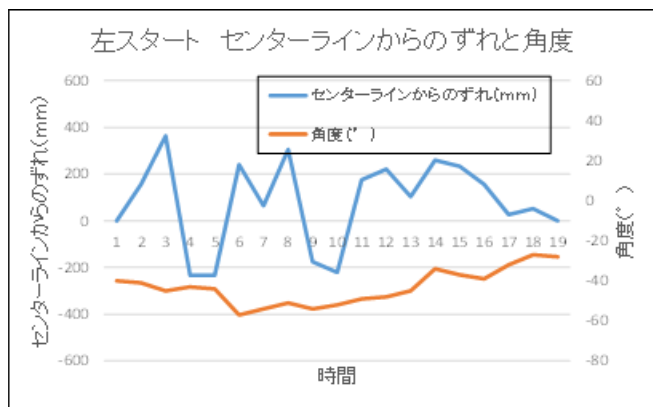


図9 画像認識した結果のセンターラインからのずれの量と角度差

5.4 AR マーカによる距離推定精度

AR マーカは、コーナ位置の推定に用いているが、その精度について重要である。AR マーカによる距離推定の精度については、次のような精度が得られている。

マーカの設置方法については、マーカサイズが大きいものが遠くから認識することができる。また、カメラに垂直に設置するほうが長距離から認識することができ、誤差も小さいことがわかる。しかし、マーカの大きさ、設置場所や方向は、環境によって必ずしも最適状況で設置できるとは限らない。また、マーカからの方向（角度）については、垂直に設置するよりも、やや斜めに設置したほうが精度が高まることが知られており、角度についても正確に特定したい場合は設置方法について、詳細に検討する必要がある。

表3 AR マーカの認識距離と測位誤差

		20cm	30cm
水平	認識距離	約 4m	約 5.7m
	最大誤差	約 0.4m	約 0.05m
	平均誤差	約 0.4m	約 0.1m
垂直	認識距離	約 8m	約 12m
	最大誤差	約 0.4m	約 0.4m
	平均誤差	約 1m	約 1.2m

6. 今後の課題

6.1 セグメンテーションの認識の精度、遅延

セグメンテーションの精度については、環境自体を屋外の道路の状況に合わせることで80%程度の精度が出ているが、一般的な屋内で実施する場合には多くの課題が残っている。

・認識時間

現在、1枚のフレームを解析するのに2秒前後掛かっているため、センターラインとそのずれを認知しても、その情報は2秒前のものとなっている。これは、今回は間に合わなかったがより高速な深層学習モデル（UNET[14]やResnet[15]など）があるため、それを用いることで1フレームあたり1秒弱になると考えられる。

・精度

現状の実験環境は、かなり制限を与えているため、認識精度は良い値となっているが、一般の屋内で走行可能領域を認識するためには、屋内の学習データを使ったモデルが必要となる。そのためには、屋内の学習データが必要であり、画像の収集作業と画像への正解データの付与（アノテーション）作業が必要となる。これについては、人手と時間がある程度必要となり、そのための効率の良いツールを必要とする。

6.2 フィードバック制御の改善

現在のシステムでは、直線走行においてセンターラインからのずれをフィードバックして左右の車輪の回転量を制御することで方向や移動量を制御している。しかし、画像の認識に約2秒かかることから、ずれのフィードバックが約2秒前の情報に基づいており、そのためオーバーシュートしやすい状況が発生していると考えられる。情報の時遅れ（PID制御では無駄時間と呼ばれる）の大きさに応じたPID制御のパラメータ決定の指標もあるので、その指標も考慮したパラメータ決定を今後行う必要がある。また、時遅れの大きさも変動しており、安定した制御を行うには時遅れの変動特性についても正確に測定する必要がある。

6.3 AR マーカの設置の制限と精度評価

現在、コーナポイントや目的地の検出にARマーカを用いている。ARマーカによって、ある程度安定した位置測定ができる。しかし、ARマーカを何枚も設置するのは建物にとっての制約事項になるため、できるだけARマーカを使わない方法が望ましい。マーカに基づくARでは、自然な画像をマーカにする方法があり、この場合はマーカが目立たないので使いやすい。また、マーカレスARという技術があり、周囲の環境の特徴量によって、自己位置を特定する。今後、これらの方法を利用することも検討していく必要がある。

また、AR マーカの測位精度として、数m程度の距離における測定を行っているが、より狭い空間を移動する場合の精度も必要となる。今後、1 m以内の距離の場合の精度も評価していく。

6.4 ビーコンによる自己位置推定と走行モード変更

今回のシステムでは、ビーコンの測位を用いる大規模な実験は行っていない。ビーコンによって自分がおおよその区間が分かれば、区間ごとの移動モードの切り替え(直線走行モード、コーナー検出モードなど)や移動方向の計画が立てられるので、あとは周囲をカメラで認識しながら目的地に進んでいくことができる。

ビーコンによる位置の特定は、電波の干渉や電波強度の変動によって誤差が生じやすいが、それを機械学習などの方法で軽減する方法が同時に検討されているので、今後はその方法を組み込んでいく必要がある[16]。また、測位精度についても今後評価していく。

7. まとめ

本研究では、スマートフォン画像を使った深層学習による位置推定に基づいて、電動車椅子を自律走行するシステムを提案する。提案するシステムは、特殊なカメラやセンサを用いないため低コストであり、車椅子が自律走行するのに十分な測位精度を持っている。車椅子が壁面に近づくことにより、スマートフォン画像の認識が機能しない状況においてはAR マーカによる位置推定を併用することで安定した走行を可能とした。また、マーカが見えない状況におけるおおよその自己位置の特定には、BLE ビーコンを併用することとした。自己位置から、目的地までの経路は、システムに保持したマップ情報を使って、経路を算出した。本システムにより、自己位置から目的地までの経路に沿って電動車椅子を自律走行させることができることを実験による確認した。また、深層学習による走行可能領域の検出精度、AR マーカによる位置測位精度の評価を実施し、自律走行可能な精度であることを確認した。今後は、深層学習による走行可能領域の検出精度の向上と計算速度の向上を目指していく。

参考文献

- 1) S. F. A. Shah, S. Srirangarajan, A. H. Tewfik, "Implementation of a directional beacon-based position location algorithm in a signal processing framework," IEEE Transactions on Wireless Communications, Vol. 9, Issue 3, pp.1044 - 1053, 2010.
- 2) Y. Yao, M. Lou, P. Yu, L. Zhang, "Integration of indoor and outdoor positioning in a three-dimension scene based on LIDAR and GPS signal," 2nd IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC) 2016, pp. 1772 - 1776, 2016. DOI: 10.1109/CompComm.2016.7925006
- 3) R. Mehl, "The automotive industry as a digital business," NTT

innovation Institute Inc., 2016.

- 4) M. Pongratz, K. Mironov, "Accuracy of positioning spherical objects with a stereo camera system," IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT) 2015, pp.1608 - 1612, 2015.
- 5) M. Pak, S. Kim, "A review of deep learning in image recognition," 4th International Conference on Computer Applications and Information Processing Technology (CAIPT), pp.1-3, 2017.
- 6) Y. Gwon, R. Jain, T. Kawahara, "Robust indoor location estimation of stationary and mobile users," Twenty-third Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (INFOCOM 2004), pp. 1032 - 1043 vol.2 2004.
- 7) M. Bouet, A. L.Santos, "RFID tags: Positioning principles and localization techniques," 1st IFIP Wireless Days, pp.1-5, 2008.
- 8) I. Sharpa, K. Yu, "Sensor-based dead-reckoning for indoor positioning," Physical Communication, Vol.13, pp.4-16, 2014.
- 9) F. Sato, "Indoor Navigation System Based on Augmented Reality Markers," The 11th International Conference on Innovative Mobile and Internet Services in Ubiquitous Computing (IMIS-2017), pp.266-274, 2017.
- 10) H. Kato, M. Billingham, "Marker tracking and HMD calibration for a video-based augmented reality conferencing system," In Proceedings of the 2nd IEEE and ACM International Workshop on Augmented Reality (IWAR 99), pp.85-94, 1999.
- 11) B.SIG: "Bluetooth specification version 4.0", Available at <http://www.bluetooth.org>, June 2010.
- 12) J. Long, E. Shelhamer, T. Darrell, "Fully convolutional networks for semantic segmentation," Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015.
- 13) SYNTHIA Dataset: <http://synthia-dataset.net/>
- 14) Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox: "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Springer, LNCS, Vol.9351: 234--241, 2015.
- 15) K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
- 16) S. Miyamoto, T. Koshizen, T. Matsumoto, H. Kawase, M. Higuchi, Y. Torimoto, K. Uno, F. Sato, "An Application Using a BLE Beacon Model Combined with Fully Autonomous Wheelchair Control," The 11th International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems (CISIS2017), pp.323-335, 2017.