

自律移動車椅子のためのビーコンモデルを用いた 知能化システムの構築

Intelligent System Using Beacon Model for Autonomous Wheelchair

宮 本 修 吾*

Shugo MIYAMOTO

越 膳 孝 方*

Takamasa KOSHIZEN

要 旨

Bluetooth Low Energy ビーコンを用いた自律移動車椅子を目指すための知能化システムを提案する。BLE ビーコンから得られる受信電波強度に機械学習を適用し、位置推定のためのビーコンモデルを生成する。これにより、自律移動制御の反応遅れが抑えられる。その結果、滑らかな走行、および目的地到達率が向上できる。

ABSTRACT

The system proposed is an intelligent system for autonomous wheelchairs using Bluetooth low energy beacons. A beacon model for estimating wheelchair position is generated by applying machine learning to received signal strength indicators from the Bluetooth low energy beacons. This beacon model reduces response lag for autonomous locomotion control, resulting in smooth driving and improving the destination arrival rate.

1. まえがき

近年、車両における自動運転技術が話題となっている。自動運転とは人間が運転操作をおこなわずに車両が自動で走行できることをいう。自動運転技術のねらいは交通事故削減、渋滞緩和、高齢者の移動支援など、社会課題の解決の一助となることである。Fig. 1 に、自動運転の基盤技術およびロードマップ⁽¹⁾を示す。自動運転は Advanced Driver Assistance System (ADAS) を中心としたレベル 1 と 2、条件付き自動運転であるレベル 3、そして完全自動運転であるレベル 4 に分類できる。昨今、レベル 3 以上相当の自律移動走行を目指すため、機械学習を利用したモデル予測制御 (Model Predictive Control: MPC) が考案されている^{(2), (3)}。

社会課題の一つである高齢者の移動支援に関しては、今後の超高齢社会への加速に伴い高齢者の車椅子利用の増加が予想される。しかし、高齢者が自身の思い通りに車椅子操作をおこなうことは容易ではなく、行動範囲が制限される。また、車椅子移動の介助を必要とすることが周囲の負

担増加につながる懸念される。そこで、自動運転技術を車椅子に適用した自律移動車椅子が求められる。

自動運転を実施するにあたってはカメラで白線などのラインを検知しトレース走行する手法が一般的だが、車椅子が走行する廊下や歩道は障害物が無数に存在するためラインを引くことが容易ではない場合が多い。また、目的地へ移動するためには車椅子の位置推定が必要だが、屋内では GPS による測位は利用できないため代わりの手段が必要である。代替手段の一つに Bluetooth Low Energy (BLE) ビーコンから得られる受信電波強度 (Received Signal Strength Indicator: RSSI) を用いた位置推定技術⁽⁴⁾がある。BLE ビーコンは比較的安価でバッテリーの持ちが良いという特徴がある。しかし、BLE ビーコンの設置環境によっては電波干渉が発生し、自律移動制御に用いるには精度面に課題がある。

そこで本研究では、BLE ビーコンの RSSI を機械学習にて分類し、地図上の位置との関係性を生成したビーコンモデルを提案する。この関係性により、仮に電波干渉が生じる環境状況でも逆推定的に車椅子の位置推定が可能とな

* R&D センター X

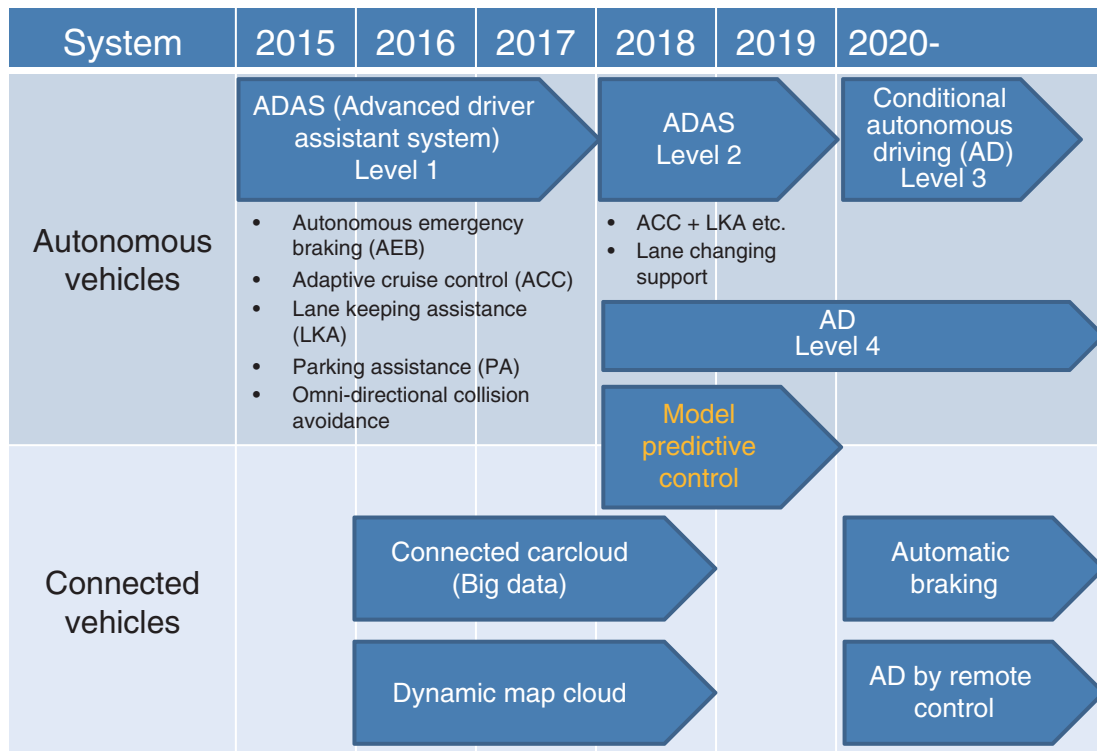


Fig. 1 Road map for autonomous driving

り、カメラによる障害物検知と組み合わせることで車椅子の自律移動が実現できる。これまで、ビーコンモデルによる位置推定とカメラを用いたコーナ部における壁などの障害物検知を結合することで、加減速の少ない滑らかなコーナリング制御法を提案してきた⁽⁵⁾。また、ビーコンモデルを用いることで、加減速変化の小さい滑らかな車椅子自律移動走行が可能となるため、バッテリー低電力消費化についても検討してきた⁽⁶⁾。

本稿では、機械学習により生成されるビーコンモデルの特徴、およびそれを用いて車椅子を自動運転走行した際の走行安定性の結果について述べる。

2. 開発のねらい

Fig. 2 に、2 個の BLE ビーコンの近くを車椅子が移動した際の RSSI 計測例を示す。横軸は時間、縦軸は RSSI

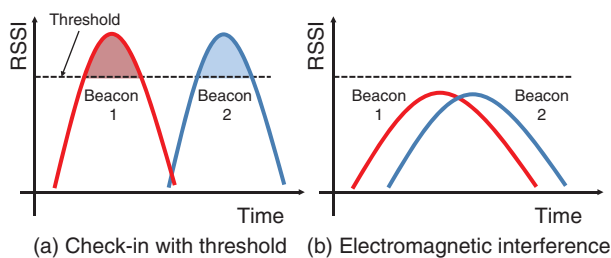


Fig. 2 Electromagnetic interference of two BLE beacons

である。従来、BLE ビーコンを位置推定に用いる場合、Fig. 2(a) で示すように RSSI にしきい値を設定しておき、車椅子の走行中に計測した RSSI がしきい値を超えたら近くの BLE ビーコンに接近 (チェックイン) したと判定する手法がある。しかし、環境によっては Fig. 2(b) のように電波干渉により計測される RSSI が小さくなることで、互いのチェックインがおこなえないという課題がある。そこで、本研究ではあらかじめタブレット端末で走行環境下の RSSI を収集しておき、機械学習を用いて RSSI を分類しビーコンモデルを生成した。

Fig. 3 に、走行をおこなう屋内のふかん地図を示す。同

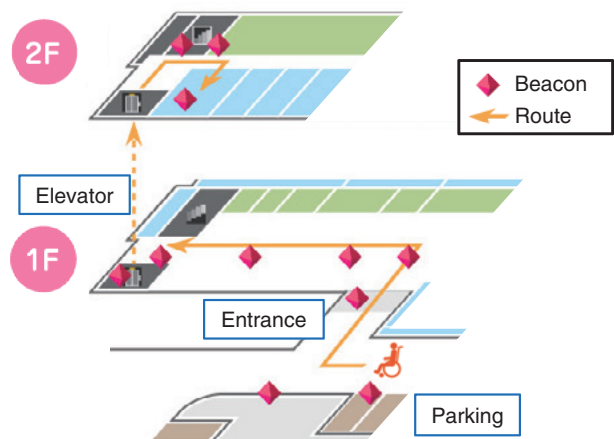


Fig. 3 Indoor map for preliminary experiment

図中、矢印で車椅子の走行経路、赤菱形で BLE ビーコンの配置場所を示す。BLE ビーコンはコーナやエレベータ付近、また走行経路に沿って配置する。

今回、ビーコンモデルによる位置推定と滑らかなコーナリングを組み合わせることで、車椅子の自律移動走行の安定率を向上させることを目標とする。ここで、自律移動車椅子における走行安定率とは、設定した目的地まで到達できること、また到達するまでに至る目標走行に対するふらつきの少なさをいう。

3. システム構築

3.1. 自律移動制御の概要

Fig. 4 に、使用する車椅子と、BLE ビーコンを示す。車椅子には BLE ビーコンからの RSSI 情報を収集するためのタブレット端末と障害物検知のためのステレオカメラが装着されている。BLE ビーコンはホシデン株式会社製で、直径 5 cm、および重量は 28 g である。コイン型電池 CR2450 を使用し、約 1 年間、バッテリー交換なしで動作する。

Fig. 5 に、提案する車椅子の自律走行を実施する制御フローを示す。本制御は、ビーコンモデルによる位置推定と、ステレオビジョンを用いた障害物検知を組み合わせることを特徴とする。

例えば、ビーコンモデルによりコーナ部であると位置推定された場合、車椅子正面に設置したステレオカメラによ

り壁や左右の障害物を検知し、操舵量の微調整をおこない車椅子をコーナリングさせる。走行するにつれて進行方向や距離の誤差が累積するため、画像処理にて BLE ビーコンと車椅子の位置関係を算出し補正をおこなう。

これらの自律移動動作を繰り返し、最終的に目的地であると位置推定した場合、車椅子の動作を停止させる。

3.2. ビーコンモデル

上述の自律移動走行制御フローにおいて、行動計画を立てるために車椅子の位置推定が必要となる。その位置は、Fig. 6 で示される目的関数 $f(X; \theta)$ によって推定できる。ここで、 f は未知の目的関数であるため、式 (1)、式 (2) で表される密度関数 $P(X|L)$ で近似できる。 μ_{jL} は平均値、 σ_{jL} は共分散値、 L は位置のラベル、 α は学習係数である。パラメータ θ は正規分布関数をモデルとし (以降、ビーコンモデル)、統計的機械学習の代表である期待値最大化 (Expectation Maximization: EM) アルゴリズム⁽⁷⁾によって求められる。

$$P(X|L) = \sum_{j=1}^K \frac{\hat{\alpha}_{jL}}{(2\pi)^{1/2} \sqrt{|\hat{\sigma}_{jL}|}} \exp \left[-\frac{1}{2} (X - \hat{\mu}_{jL})^T \hat{\Sigma}_{jL}^{-1} (X - \hat{\mu}_{jL}) \right] \quad (1)$$

ここで、学習係数 α は以下の制約を満たすとする。

$$\hat{\alpha}_{1L} + \hat{\alpha}_{2L} = 1.0 \quad (2)$$

Fig. 7 に、コーナ部における BLE ビーコンの RSSI とラベルのイメージ図を示す。まず、BLE ビーコンを走行

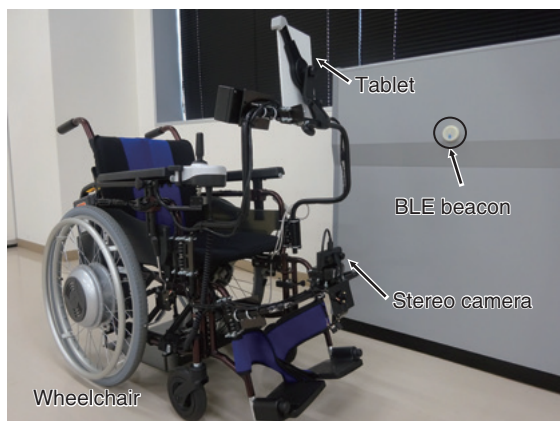


Fig. 4 Motorized wheelchair and BLE beacon

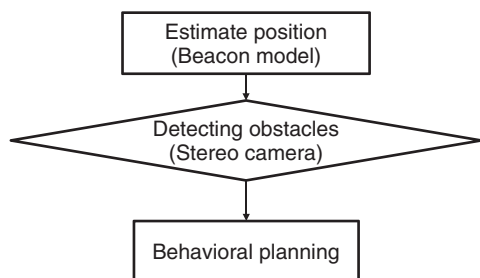


Fig. 5 Block diagram of autonomous wheelchair

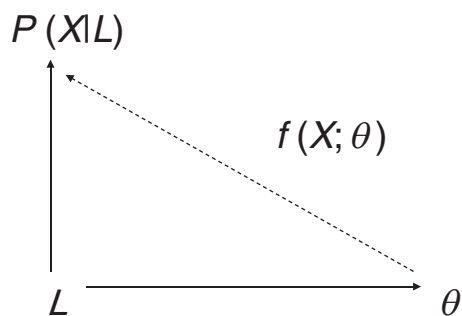


Fig. 6 Probability density function from label X

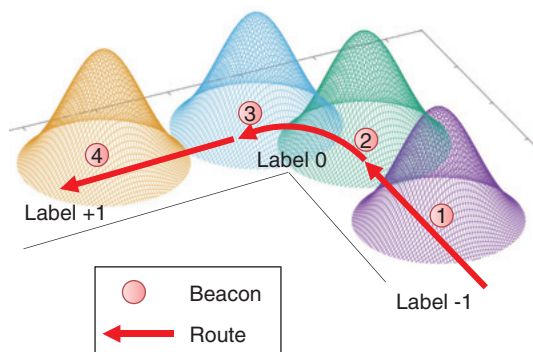


Fig. 7 Wheelchair position estimation with beacon models

ルートを沿って配置し、車椅子に装着したタブレットで走行時に得られる RSSI を機械学習用の学習データとしてあらかじめ収集する。次に、RSSI をコーナ前 (ラベル -1)、コーナ中 (ラベル 0)、コーナ後 (ラベル +1) の三つに、人為的に位置で分割してラベル化する。これらの位置は、走行時にコーナリングを開始、また終了した場所と時間を記録しておき、収集した RSSI の時間軸と同期することで求めた。これらのラベル化された RSSI にもとづき、EM アルゴリズムを適用してビーコンモデルを生成する。

Fig. 8 に、ビーコンモデル生成に適用した EM アルゴリズムのフローを示す。EM アルゴリズムは統計学において確率モデルのパラメータを最尤推定する手法の一つであり、観測不可能な潜在変数に確率モデルが依存する場合に用いられる。式 (3)、式 (4) で表される期待値 (Expectation: E) 計算のステップと、式 (5) から式 (7) で表される最大化 (Maximization: M) 計算のステップを有する。E ステップでは、現在推定される潜在変数の分布にもとづき、確率モデルの尤度の期待値が求められる。一方、M ステップでは、E ステップで求められた尤度の期待値を最大化するようなパラメータが求められる。E ステップと M ステップを交互に繰り返し、確率モデルを式 (1) に示す混合ガウス関数とみなせば、各ガウス関数を構成する平均値 μ_{jL} や共分散値 σ_{jL} が推定できる。

$$h_{ij} \equiv E[z_{ij}|x^i, \theta] \quad (3)$$

$$h_{ij} = \frac{a_j(t) / ((2\pi)^{n/2} \sqrt{|\Sigma_j(t)|}) \exp[-(1/2)(x^i - \mu_j(t))^T \Sigma_j(t)^{-1} (x^i - \mu_j(t))]}{\sum_{k=1}^K a_k(t) / ((2\pi)^{n/2} \sqrt{|\Sigma_k(t)|}) \exp[-(1/2)(x^i - \mu_k(t))^T \Sigma_k(t)^{-1} (x^i - \mu_k(t))]} \quad (4)$$

$$a_j(t+1) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_{ij}(t) \quad (5)$$

$$\mu_j(t+1) = \frac{\sum_{i=1}^N h_{ij}(t) x^i}{\sum_{i=1}^N h_{ij}(t)} \quad (6)$$

$$\Sigma_j(t+1) = \frac{\sum_{i=1}^N h_{ij}(t) (x^i - \mu_j(t+1))(x^i - \mu_j(t+1))^T}{\sum_{i=1}^N h_{ij}(t)} \quad (7)$$

Fig. 9 に、Fig. 7 中のラベル 0 区間で計測された BLE ビーコン 3 の RSSI を機械学習処理した例と、対数尤度とステップ数との関係を示す。対数尤度とは、学習の収束性を示す評価関数である。今回、機械学習から走行時間と RSSI とのより線形な関係性を得ることをねらいとし、情報量規準の Bayesian Information Criterion (BIC) にもとづいて Fig. 9(a), Fig. 9(b) 中の楕円で囲まれるような二個のガウス関数を抽出する。

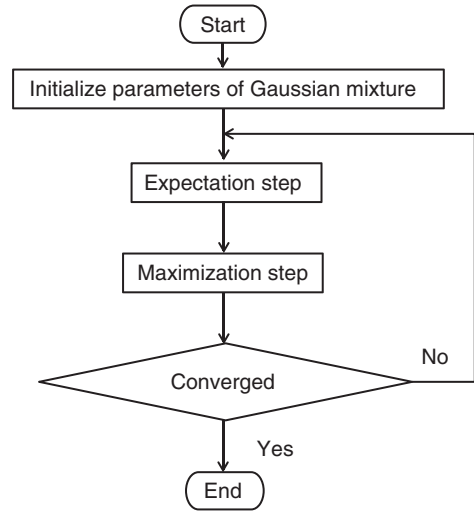


Fig. 8 Block diagram of EM-algorithm

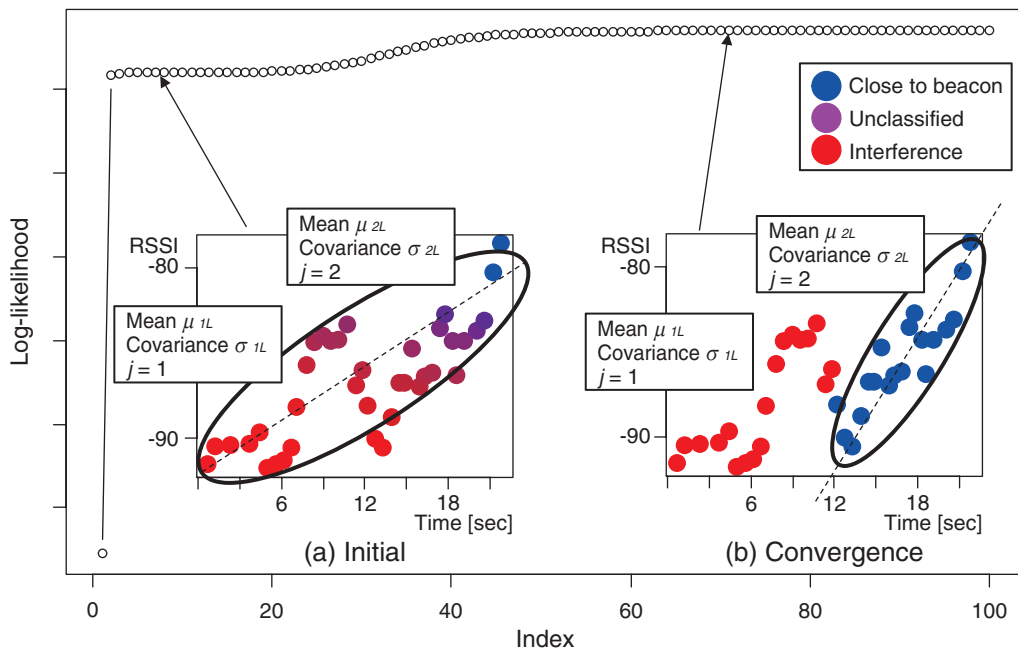


Fig. 9 Beacon models learned by machine learning and log-likelihood

Fig. 9(a), Fig. 9(b) 中の RSSI の色分けについて、青色の時間帯は車椅子が最寄りのビーコンに接近している走行時間帯を示す。学習過程の初期は、Fig. 9(a) のようにはっきりと RSSI のデータ構造が分類されていない状態であらわれ、その後、Fig. 9(b) のように RSSI のデータ構造が二つに分類された状態へ学習が収束する。RSSI はマルチパスの影響などにより他の RSSI と干渉し合う。そこで、機械学習を使い最寄りのビーコンへの移動走行時間帯に対応した RSSI を選択的に抽出することで、分離しない場合に比べアーティファクトがかなり減り、モデル精度向上が見込める。これにより、互いに干渉し合う RSSI とラベルとの関係をビーコンモデルによって生成することができるため、Kim⁽⁸⁾らが課題としている電波干渉下での位置推定の反応遅れが解決できる。

4. 評価結果

Fig. 3 で示したふかん地図の駐車場から二階の目的地までのルートをビーコンモデルによる位置推定にて自律移動走行した場合と、しきい値による位置推定にて自律移動走行した場合の車椅子の目的地到達率 ($N=10$) を比較した。ビーコンモデルを用いた場合、目的地到達率は 90%，しきい値判定の場合は 10% であり、ビーコンモデルの方が高い結果となった。

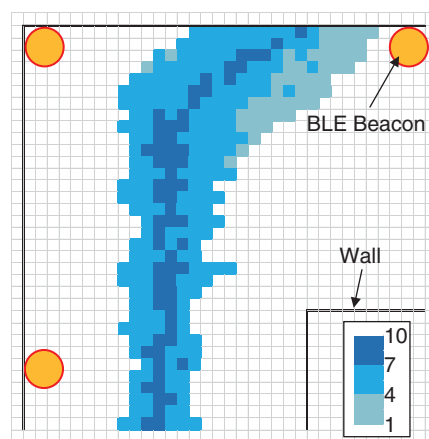
Fig. 10 に、コーナ部の走行軌跡の頻度分布図を示す。しきい値判定による走行で失敗した主な要因は、Fig. 10(a) で示すようにチェックイン判定が遅れたことでコーナリング制御が十分ではなく壁に衝突したこと、チェックイン判定ができずにコーナリング制御がおこなえず壁に衝突したことであった。一方、ビーコンモデルの場合、Fig. 10(b) で示すように、制御反応遅れを抑えたコーナリング制御ができた。また、頻度分布に幅があることは目標走行に対するふらつきが発生しているといえる。Fig. 10(a) に比べ Fig. 10(b) の頻度分布の幅が狭いことから、ビーコンモデルを用いた方が目標走行に対するふらつきが少ないことがわかった。

次に、車椅子のチェックイン判定の正誤率を、ビーコンモデルによる判定としきい値による判定で比較した。今回用いた BLE ビーコンは通常 3 m の範囲内での位置推定に使用されるため、BLE ビーコンから 3 m 離れた場所で車椅子が静止している状態におけるチェックイン正誤率をもとめた。コーナ部におけるチェックイン判定正誤率 ($N=30$) は、ビーコンモデル判定は平均 93%，しきい値判定は平均 92 % とおおむね同程度の結果であり、生成したビーコンモデルが正しく位置推定できていることがわかった。

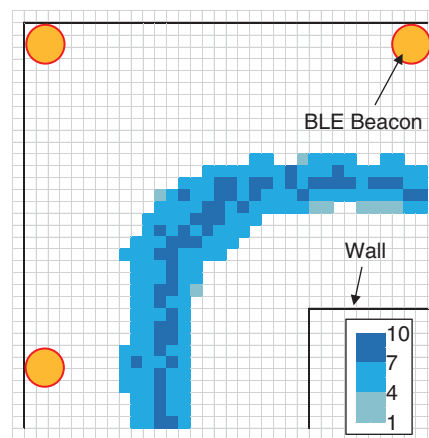
さらに、あるコーナ区間を走行した場合の、ビーコンモデルによってチェックイン判定するまでにかかる時間と、

しきい値によってチェックイン判定するまでにかかる時間を比較した。コーナ部における結果 ($N=30$) の平均値は、しきい値判定に必要な時間を 1 とした場合、ビーコンモデルでは 0.83 であり、ビーコンモデルによるチェックイン判定の方がしきい値判定に比べて短いことがわかった。これは、車椅子が 2 km/h で走行した場合、コーナリング制御開始の位置がおおよそ 800 mm 手前から開始できることに相当する。

ビーコンモデルは過去走行時の RSSI から機械学習を用いて生成されるため、車椅子の位置推定にビーコンモデルを適用することで、しきい値判定に比べて短時間で車椅子の位置がわかる。それにより、コーナ部に対して早めにコーナリング制御開始のタイミングを検知することができ、結果として目的地到達率向上とふらつきを抑えた滑らかな走行につながったと考えられる。



(a) Trajectory with threshold



(b) Trajectory with beacon model

Fig. 10 Comparison between trajectory with beacon threshold and with beacon model

5. まとめ

本稿において、車椅子の自律移動制御のための知能化システムに関して述べた。

以下、得られた知見をまとめる。

- (1) 電波強度の計測で位置推定する BLE ビーコンに対し、機械学習を用いラベル化を図ることで、電波干渉を受けた場合でも車椅子の場所を把握することが可能となる。ビーコンモデルは過去の走行履歴データから生成されるため、しきい値判定よりも短時間でチェックイン判定でき、車椅子制御の反応遅れを抑えることが可能となる。
- (2) 目的地到達率はしきい値を適用した場合の 10% に対し、ビーコンモデルを適用した場合は 90% となり、提案手法の方が目的地到達率は高く、また、ふらつきを抑えた走行が実現でき、走行安定性の高さが確認できた。

参考文献

- (1) 志磨健, 永崎健, 栗山哲, 吉村健太郎, 祖父江恒夫: 自動運転の進化を牽引する基板技術, 日立評論, Vol. 98, No. 07-08, p. 488-492, (2016)
- (2) Lima, P. F.: Predictive control for autonomous driving: With experimental evaluation on a heavy-duty construction truck, The PhD Thesis of KTH Royal Institute of Technology, (2016)
- (3) Naus, G. J. L., Ploeg, J., Van de Molengraft, M. T. G., Heemels, W. P. M. H., Steinbuch, M.: A model predictive control approach to design a parameterized adaptive cruise control, Automotive Model Predictive Control, Lecture Notes in Control and Information Sciences, Vol. 402, p. 273-284, (2010)
- (4) 杉野恭兵, 大園忠親, 新谷虎松: 複数の Bluetooth ビーコンに基づくデバイスフリーな屋内測位におけるキャリブレーションについて, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 115, No. 381, p. 1-6, (2015)
- (5) 宮本修吾, 松本貴成, 川瀬広明, 樋口誠, 鳥本康夫, 越膳孝方: 機械学習を用いたビーコンモデル位置推定による車椅子制御, 計測自動制御学会, 第 4 回制御部門マルチシンポジウム, (2017)
- (6) Miyamoto, S., Koshizen, T., Matsumoto, T., Kawase, H., Higuchi, M., Torimoto, Y., Uno, K., Sato, F.: An Application Using a BLE Beacon Model Combined with Fully Autonomous Wheelchair Control, The 11th International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems, (2017)
- (7) Dempster, A. P., Laird, N. M., Rubin, D. B.: Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm, Journal of Royal Statistical Society, Series B (Methodological), Vol. 39 (1), p. 1-38, (1977)
- (8) Kim, Y. H., Lee, S.: A Method for Stable Indoor Positioning using Beacons, Indian Journal of Science and Technology, Vol. 8, (2015)

■ 著 者 ■



宮本修吾



越膳孝方