

複数種類の太陽電池を用いた バッテリーレス場所推定システム

菅田 唯仁¹ 荒川 豊^{2,3} 安本 慶一¹

概要：我々は、ライフログのうち場所情報を取得するために低消費電力で部屋レベルの位置を認識するシステムとして、環境発電素子をセンサとして用いた場所認識システムを提案している。我々は環境発電素子の中でも太陽電池に着目しており、以前の調査で、太陽電池は受光量や受光波長によって発電量が変化し、太陽電池の材料によってその特性に違いがあることが示されている。そのため、場所によって光源が異なれば太陽電池の発電量の違いからその場所を識別可能となる。しかしながら、以前の調査では発電量の違いに基づいた行動や場所の認識の可否の検証に焦点をあて、発電量の計測にはバッテリーを必要とするマイコンボードを用いており、発電した電力を電源として利用するには至っていなかった。これは室内における発電量の観点から、発電した電力を用いてその発電量（電圧）を計測することが非常に困難だからである。この問題を解決するため、従来の発電量計測モデルを根本的に見直し、エナジーハーベスティングも考慮して複数の環境発電素子を場所認識のためのセンサかつ電源として利用可能にするシステムを提案し、設計・実装した。このシステムは、発電量を直接計測するのではなく、メモリの書き込みに必要な電力を貯めてタイムスタンプを書き込む。この動作を繰り返すことで、単位時間あたりのタイムスタンプの書き込み回数から単位時間あたりの発電量を間接的に計測する。本論文では、記録された発電量から場所の認識を行った結果、高精度の推定結果が得られたので以下に報告する。

Battery-free place recognition system using multiple type solar cells

YUITO SUGATA¹ YUTAKA ARAKAWA^{2,3} KEIICHI YASUMOTO¹

1. はじめに

ライフログに基づいてストレスや鬱との関係を調査し、生活習慣を見直す研究が広がっている [1]。ライフログは行動情報と場所情報が必要であり、行動情報はウェアラブル端末を用いて推定する研究が行われている。場所情報は、屋外であれば GPS(Global Positioning System) により容易に取得可能であるが、屋内では、Wi-Fi[2] や iBeacon[3], [4] を用いる手法が最も普及している。これらの方式は、環境から発信される電波をスマートフォンなどの携帯端末で受信し、その受信状況から位置を推定する。そのため、常時位置を把握するためには、携帯端末上でアプリケーション

を常時動作させる必要があり、バッテリーの消費が問題となる。また個人的にライフログを取得する目的であるため、勤務先や公共の場に Wi-Fi や iBeacon などの設備を設置することは困難である。

これまでの位置推定の研究では座標としての精度に焦点が当てられてきたが、ライフログでは部屋レベルの位置を認識する（以降、場所認識と呼ぶ）だけで十分なため、低消費電力で継続的に駆動可能なシステムが望まれる。その手法として、環境発電素子をセンサとして用いる場所認識システム（以下、梅津らの研究）が提案されている [5], [6], [7]。Khalifa ら [8] は、環境発電素子の中でも振動発電素子に着目し、その発電量から行動認識を試みている。一方、我々は環境発電素子の中でも太陽電池に着目している。以前の調査 [9] で、太陽電池は受光量や受光波長によって発電量が変化し、太陽電池の材料によってその特性に違いがあることが示されている。そのため、場所によって光源が異な

¹ 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
² 九州大学
Kyushu University
³ JST さきがけ
Japan Science and Technology Agency

れば、太陽電池の発電量の違いからその場所を識別可能となる。そして、振動発電素子と異なり、太陽電池には複数の素材があることから、特性の異なる太陽電池を組み合わせれば高い精度での場所認識が期待できる。

しかしながら、梅津らの研究では、発電量の違いに基づいた行動や場所の認識の可否の検証に焦点をあて、発電量の計測にはバッテリーを必要とするマイコンボードを用いており、発電した電力を電源として利用するには至っていない。これは室内における発電量の観点から、発電した電力を用いてシステムを稼働させ、その発電量（電圧）を計測することが非常に困難だからである。

この問題を解決するため、従来の発電量計測モデルを根本的に見直し、エネルギーハーベスティングも考慮して複数の環境発電素子を場所認識のためのセンサかつ電源として利用可能にしたシステムを提案・設計・実装した [10]。このシステムは、発電量を直接計測するのではなく、メモリの書き込みに必要な電力を貯めてタイムスタンプを書き込む。この動作を繰り返すことで、単位時間あたりのタイムスタンプの書き込み回数から単位時間あたりの発電量を間接的に計測する。この手法を実現する回路を設計・実装し、実験を行ったところ、部屋によって書き込み回数が増えることが観測され、環境発電素子が発電した電力で環境発電素子の発電量を記録できることを示したが、場所認識への応用・評価までは実現できていなかった。そこで本論文では、記録された発電量から場所を認識するモデルの構築と、その評価を行ったので以下に報告する。

2. 提案システム

図 1 に提案システムが想定する使用環境を示す。提案システムはウェアラブルデバイスやネームプレート型を想定しており、主に電源かつセンサとして用いる環境発電素子とデータを処理するマイコンから構成されている。梅津らはピエゾやベルチェといった環境発電素子も利用していたが、本研究では問題の簡略化のため、太陽電池だけを対象とする。本提案システムを装着して作業を行うことで、環境発電素子が発電した発電量を記録し、オフィス内のフリースペース、会議室、集中室、リフレッシュスペースなどの中から、どの部屋で作業しているかを推定することで使用者の場所情報を記録することが可能となる。また、USB でスマートフォンと接続することにより、提案システムに保存されたデータを転送し、蓄積したデータの可視化を行う。

図 2 に梅津らのシステム構成を示す。図中の (a) では各環境発電素子が発電した電圧をマイコンボードが測定し、その結果をスマートフォンに送信している。しかしながら、この手法では携帯端末がアプリを常時起動する必要があるため、バッテリー問題がある。そこで、図中の (b) のように携帯端末を廃止し、SD カードに保存するようにした。また、(a) ではタイムスタンプをスマートフォンから取得して

いたため、代わりに RTC モジュールを用いてタイムスタンプを取得している。しかしながら、この手法においても、マイコンボードがバッテリーを使用しているため、バッテリー問題を解決するに至っていない。マイコンを駆動させるためには、約 2V の電圧と数 mA の電流が必要であり、データを保存するために SD カードを用いると約 100mA の電流が必要になる。環境発電素子を電力としても用いることを考えた場合、高電圧の出力が得られる太陽電池が挙げられるが、得られる電流は低い（最大電力が固定されている）ため、そのまま扱うには電力が不足している。昇圧チョッパーなどの電流の増幅方法が存在するが、太陽電池は定電流源に近似できるため、電流の増幅は不可能である。そこで本研究では、複数枚の太陽電池を直列に接続して電圧を確保しつつ、電解コンデンサに電荷を蓄積することで瞬間的な電力の消費に耐えることが可能な方法を選択した。これにより間欠的に動作することが可能となる。

また、梅津らのシステムでは各環境発電素子が発電した電圧を用いて場所を推定していたが、提案システムでは環境発電素子に電解コンデンサを接続しており、これをセンサかつ電源として用いるため、マイコンが取得する太陽電池の電圧は電解コンデンサに充電された電圧と等価になる。よってマイコンが駆動している間は電解コンデンサの電力が使用され電圧が急激に低下するため、その環境における太陽電池の発電量が測定できない。そこで本研究では、環境発電素子が発電した電力を電解コンデンサに充電し、一定以上の電力が貯まるとマイコンが駆動し、タイムスタンプを読み込み記録するという間欠計測により単位時間あた

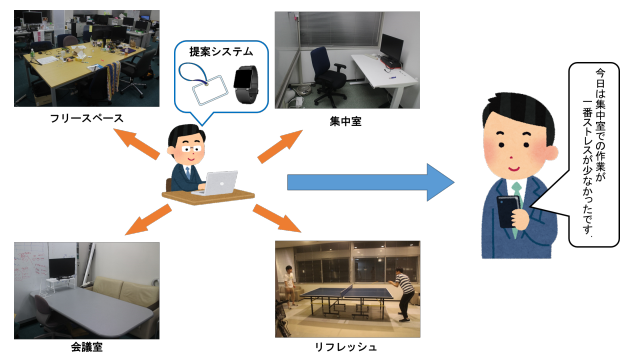


図 1 提案システムの概要図

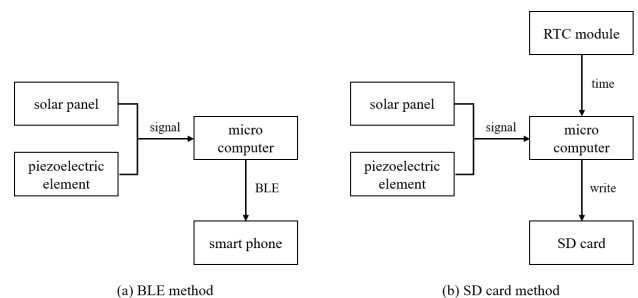


図 2 従来システムの構成図

りの記録数から発電量を求める手法を提案した。

システムの流れを図3に示す。マイコンは基本的にスリープ状態で待機し、コンデンサに一定以上の電力が充電されるとスリープ状態から復帰し、時間と電圧を記録し、再びスリープ状態に移行する。ここで、時間と同時に電圧も計測しているが、電解コンデンサに太陽電池を接続した場合、その環境における太陽電池の発電量が測定できない。そこで、提案システムでは発電量ではなく発電比として利用するために電圧を測定している。このサイクルを繰り返すことにより、コンデンサの充電に要した時間と各太陽電池の電圧比から使用者の滞在場所を推定する。

たとえば、図4は、コンデンサへの充電とマイコン駆動による放電を時系列グラフで示したものであるが、光量が多い部屋は発電量が多くコンデンサに充電する時間が短い。また、光量が少なければ発電量が少なくコンデンサに充電する時間が長くなるため暗い部屋であることがわかる。よって、単位時間あたりの書き込み回数を求めることで、間接的に単位時間当たりの発電量を求めることが可能である。

図5に電流を水流に見立てた提案手法のモデル図を示す。左側が一般的な測定システムで右側が提案システムである。一般的な測定システムは水量を測定するとき、水源（環境発電素子が発電した電力）が水車にあててモータを用いて回転数を測定する。また、時々刻々と変化する水量を測定するためには単位時間あたりの水量を測定する必要があるため、常時回転数を計測しその結果をSDカードに保存する必要がある。よって消費電力が激しいSDカードに常時書き込む必要があるため、モータが発電した電力では賄うことができず、バッテリーなどの外部電源が必要になる。そこで、右側の提案システムではししおどしのように一定の水量が貯まると動作を切り替えるという単純なアプローチを取る。これにより、水量はししおどしの容量と等価であるため測定器が不要となり、ししおどしが動いたときにタイムスタンプを記録するだけの単純な動作を行うだけで良くなる。また、記録媒体にフラッシュメモリを使用し記録時の消費電力を抑えることでモータが発電した電力だけで全てのシステムを賄うことが可能である。よって、タイムスタンプの読み取りと記録ができるだけの最低限の水量を貯め、貯まったら書き込むという動作を繰り返す。この場合、直接的な水量を記録するわけではないが、単位時間当たりの書き込み回数から間接的に水量を求めることが可能になる。

3. 提案システムの設計・実装

提案システムを設計し、実装した回路を図6、提案システムを装着した様子を図7、システムの構成図を図8、使用した部品を表1に示す。太陽電池には様々な種類が存在し、今回使用する太陽電池は表2に示す多結晶シリコン型

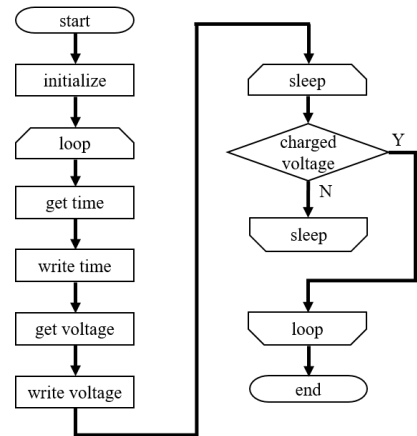


図3 システムの動作手順

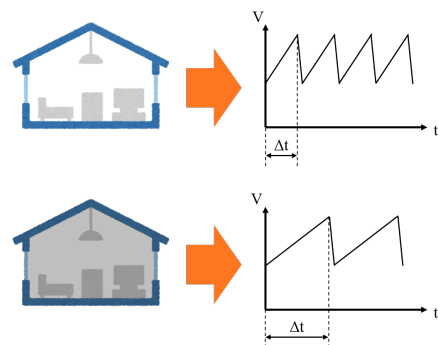


図4 発電量が変化することによる充電時間の変化

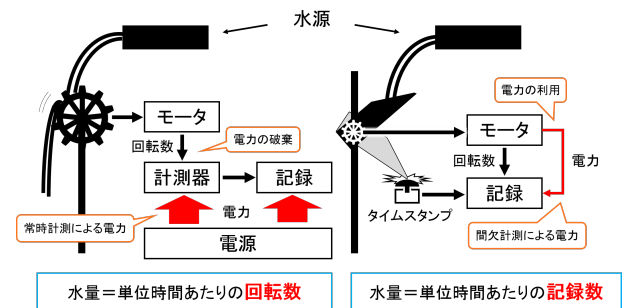


図5 水流に見立てたモデル図

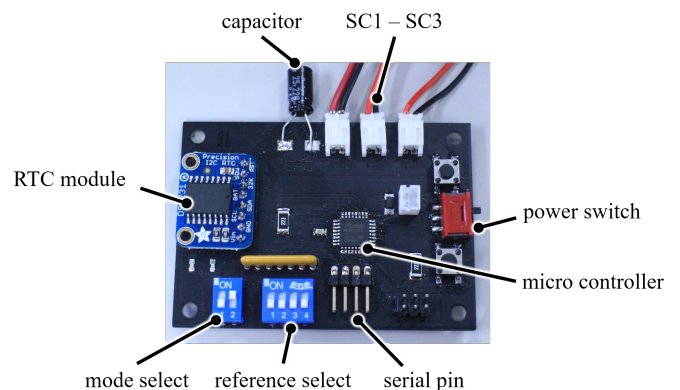


図6 回路の外観

と色素増感型である。多結晶シリコン型は単結晶の不要な部分を寄せ集めて製作される光電効果を利用した太陽電池であり、現在最も普及しているモデルである。一方、色素増感型は酸化チタンの表面に色素を吸着させることで可視光への受光感度を向上させた太陽電池であり、低照度環境でも高電圧の出力が得られる。また、太陽電池 SC1, SC2, SC3 は直列で接続している。

梅津らのシステムでは情報を記録するために BLE を用いて携帯端末に保存、あるいは、SD カードを用いて保存している。しかし、システムの消費電力の削減のため本システムではフラッシュメモリを使用してデータを保存する。フラッシュメモリに保存する場合、そのままではデータが取り出せないため、USB シリアル変換モジュールを搭載し、PC と接続したときにデータを取り出す。また、電解コンデンサの充電量を測定する方法としてマイコンが常時 A/D 変換を行って監視するという手法が挙げられるが、常時 A/D 変換を行うと消費電力が大きくなる。そこで本システムでは、内部リファレンス付きのコンパレータ IC を用いることでこの問題を解決した。

本システムは計測モードとデータ転送モードの 2 つのモードから構成されており、回路上の 2p の DIP スイッチでモードを切り替えることが可能である。計測モードでは図 3 に沿ってタイムスタンプと各環境発電素子が発電した電圧比を間欠的に記録していく。データ転送モードでは、本システムを PC に接続し、計測したデータをシリアル通信で PC へ送信する。また、提案システムを使用するためには事前にその場所のリファレンスを取得する必要がある。そこで、4p の DIP スイッチを取り付けることにより、最大 16 か所の場所を記録可能な設計にした。

4. 評価実験

作成した提案システムの動作確認および評価を行うために簡易実験を行った。本実験ではスタンドライトで太陽電池に強い光、弱い光、太陽電池を半分隠して弱い光を照射したとき、本システムにおいて発電量に応じてデータの書き込み回数に変化が生じるかを確認した。図 9 に強い光源を照射したときの結果、図 10 に弱い光を照射したときの結果、図 11 に太陽電池を半分隠して弱い光を照射した結果を示す。図 9 では強い光を照射しているため、太陽電池の発電量が多く単位時間当たりのデータ書き込み回数は平均 1.83 回であったのに対し、図 10 では平均 1.23 回、図 11 では平均 0.167 回となった。よって発電量（光量）に応じてデータの書き込み回数が増えることが確かめられた。



図 7 提案システムの到着例

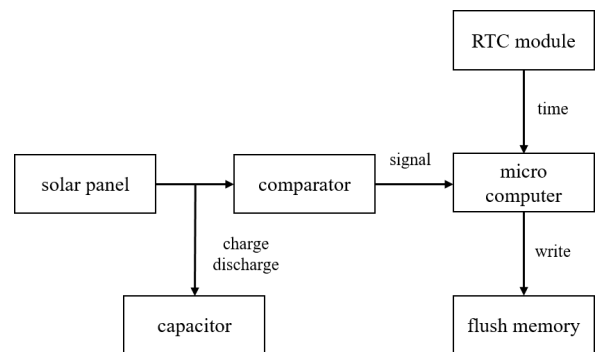


図 8 システム構成図

表 1 使用した部品

name	model	number
micro computer	ATmega328PB	1
solar cell	SC1, SC2, SC3	1
capacitor	220 μ F	1
RTC module	Adafruit DS3231 Precision RTC	1
flush memory	AT25SF321	1
comparator	TLV3012AIDBVR	1
serial convert module	AE-FT234X	1

表 2 使用する太陽電池の種類

name	SC1	SC2	SC3
image			
type	polysilicon	dye sensitization	polysilicon
model	OPP55A161B1	FDSC-FSC1G	OPL20A25101
power	880mW	0.18mW	500mW
size	50*105	56*91	60*90

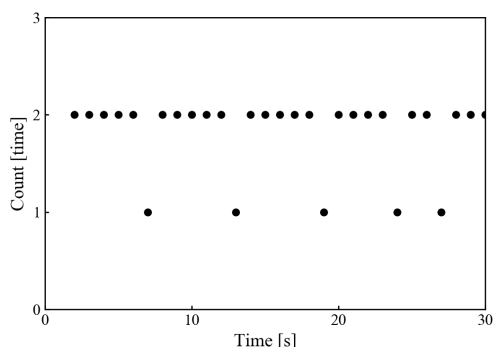


図9 単位時間あたりの書き込み回数 (強い光源)

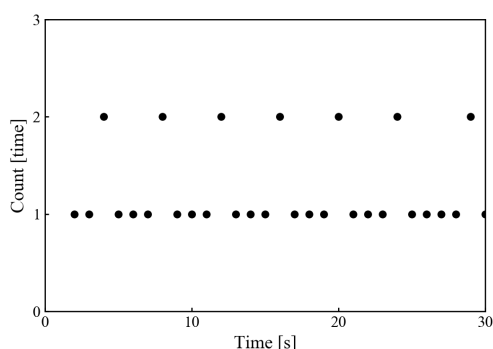


図10 単位時間あたりの書き込み回数 (弱い光源)

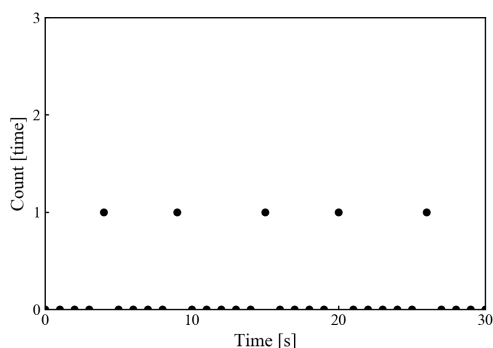


図11 単位時間あたりの書き込み回数 (照射面積半分で弱い光)

5. 場所推定実験

5.1 学習モデルの作成

提案システムを用いて場所の推定実験を行った。本実験では、提案システムを装着し「トイレ、印刷室、学生室、セミナー室、教授室、秘書室、コンビニ、食堂」の8か所で測定を行った。また、本実験ではどの部屋に滞在しているかを推定するため、移動中の測定は行わないものとする。測定はそれぞれの場所で3分以上滞在し、測定後パソコンに接続してデータを転送する。これを各場所で3回ずつ行う。図12-19に各場所にて測定した結果の一部を示す。図より、各場所においてコンデンサの充電時間が異なること

がわかる。また、SC1とSC3は常にSC1とSC3の平均値から同じ値だけ上下に変化していることがわかる。

また、これらの実験結果を機械学習にかけることで場所の推定精度を確認した。提案システムはコンデンサに一定以上の電力が溜まると動作を繰り返すという間欠動作を行っているため、各場所で3分以上計測を行った場合、それぞれタイムスタンプの書き込み回数が異なる。そこで、保存されたタイムスタンプから単位時間当たりの書き込み回数を計算し、この単位時間当たりの書き込み回数と各太陽電池の発電電圧を機械学習の特徴量とする。機械学習の学習機にはランダムフォレストを用いており、K-fold cross-validationで学習を行った。データはタイムスタンプから単位時間当たりの書き込み回数に変換して使用する。また、測定開始直後や終了直前のデータは測定誤差が大きいため、データ群から中央の100個を抽出する。よって8か所の場所で3回ずつ測定しているため合計2400個のデータを用いている。表3に分類結果、図20に分類結果をコンフィジョンマトリックスにまとめたものを示す。表より、全体的な結果としてF値が9割を超えているため極めて良い結果であると言える。また、スコアが低い印刷室、学生室、セミナー室を比較すると、各太陽電圧の発電電圧が非常に近似しているが、単位時間当たりの書き込み回数が異なっていることがわかる。よって、各太陽電池の発電電圧のみでは判断できないため、提案手法であるコンデンサの充電時間を特徴量とすることに有意性があることがわかる。

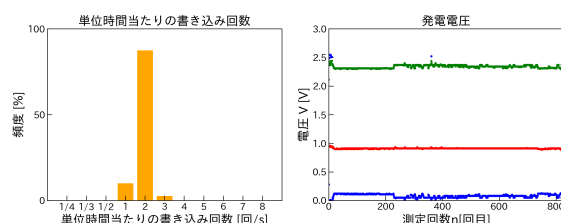


図12 トイレの測定結果

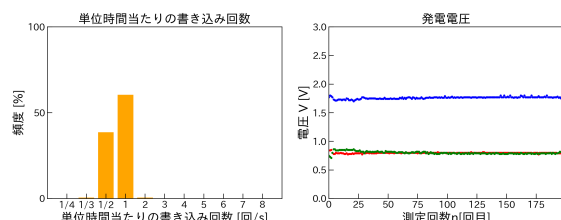


図13 印刷室の測定結果

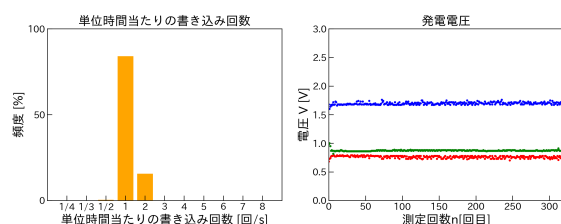


図14 学生室の測定結果

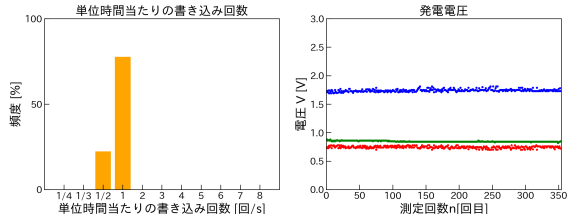


図 15 セミナー室の測定結果

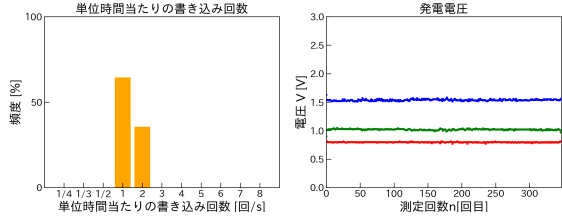


図 16 教授室の測定結果

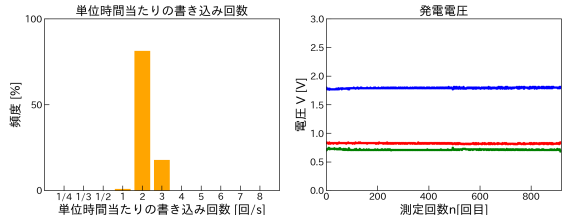


図 17 秘書室の測定結果

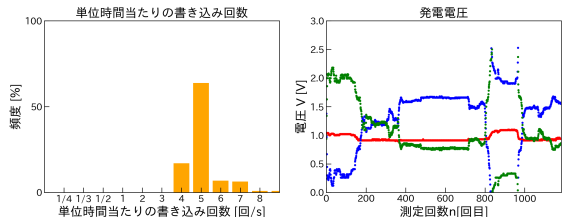


図 18 コンビニの測定結果

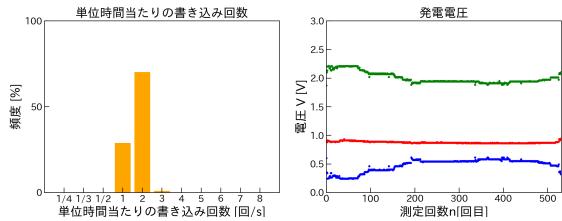


図 19 食堂の測定結果

表 3 機械学習による分類結果

place	precision	recall	f1-score
toilet	0.99	0.99	0.99
printer room	0.83	0.91	0.87
student room	0.93	0.78	0.85
seminar room	0.74	0.78	0.76
professor room	1.00	1.00	1.00
secretary room	1.00	1.00	1.00
convenience store	1.00	0.94	0.97
cafe	0.94	1.00	0.97
average	0.93	0.92	0.92

5.2 学習外の場所認識

実運用を考慮した場合、少し立ち止まったり、普段行かない場所へ赴いたりと事前にリファレンスを取得していない場所も記録する可能性がある。このとき、誤認識を避けるためにリファレンスを取得していない場所に滞在した場合は「その他の場所」として推定する必要がある。そこで、前節で作成した学習モデルを用いて学習していない場所のデータを入力し、場所の推定を行った。データは前節と同様に3分以上滞在した後、タイムスタンプを単位時間当たりの書き込み回数に変換し、データ群の中央の100個を抽出する。図21に学習していない新たな場所として図書室で測定した結果、表4に前節で作成した学習モデルで場所を推定した結果を示す。表よりコンビニの0.64が一番確率が高い結果となったが、実際には0.54-0.88のばらつきがあるため、学習していないと認識することは困難であることがわかった。解決策としては、Accuracyで判断するのではなく、記録されたデータを確認して前後のタイムスタンプを確認し、一定以上滞在している場合のみ場所の推定を行う手法が考えられる。これにより、少し立ち止まったときも移動していることにすることが可能である。しかし、普段行かない場所へ赴いた場合の対処は今後とも検討する余地がある。

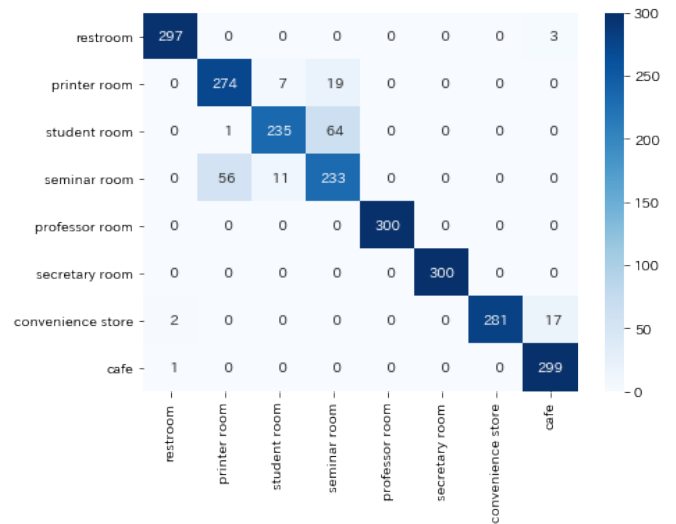


図 20 機械学習の結果

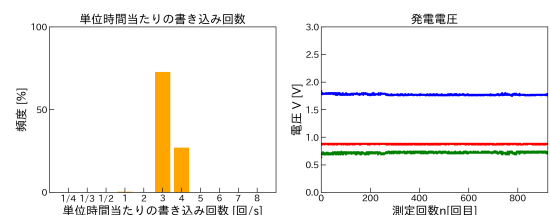


図 21 図書室の測定結果

表 4 学習済みモデルを用いた図書館の推定結果

place	accuracy (average)
toilet	0.0022
printer room	0
student room	0
seminar room	0
professor room	0
secretary room	0
convenience store	0.64
cafe	0.35

6. 考察

実験結果より、提案システムの要であるコンデンサの充電時間を特徴量とすることで、梅津らのシステムより場所の推定精度が高くなった。しかしながら、提案システムは発電した電力でシステムを稼働させているため、照度が200lx以下の場所では発電量が少なく、システムが停止してしまう問題がある。また、狭い部屋で光源が少ない場合、滞在場所によっては自身が影を作り発電量が低くなり、場合によってはシステムが停止する。これは提案手法の関係上避けられないため、システムが停止した後再び発電量が十分な場所に移動した際に再びシステムが稼働するようにする必要がある。

7. おわりに

本稿では環境発電素子を用いて発電した電力を電源かつセンサとして用いることで、場所認識デバイスのエネルギーハーベスト化、ウェアラブル化を行った。また、評価実験により高精度の推定精度が得られた。今後の展望としては、連続的な測定による場所認識や実運用時において場所認識結果を表示するためのスマートフォンアプリの開発などが挙げられる。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費 (18H03233)、および JST さきがけ (16817861) の支援を受けて実施されたものである。

参考文献

- [1] Wang, R., Chen, F., Chen, Z., Li, T., Harari, G., Tignor, S., Zhou, X., Ben-Zeev, D. and Campbell, A. T.: StudentLife: assessing mental health, academic performance and behavioral trends of college students using smartphones, *Proceedings of the 2014 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing*, ACM, pp. 3–14 (2014).
- [2] 大野宇宙, 前川卓也: 電波強度変化を考慮した Wi-Fi 屋内位置推定モデルの低コストな構築手法, 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), Vol. 2013, No. 6, pp. 1–7 (2013).
- [3] 橋口 稔, 行成功志, 藤野慶太, 田中康一郎: iBeacon を用いたスマートフォン向けキャンパス館内マップの試作, 第 77 回全国大会講演論文集, Vol. 2015, No. 1, pp. 899–900 (2015).

- [4] Sung, K., Dong Kyu ‘Roy’ Lee, Kim, H.: Indoor pedestrian localization using iBeacon and improved Kalman filter, *Sensors*, Vol. 18, No. 6, p. 1722 (2018).
- [5] 梅津吉雅, 中村優吾, 荒川豊, 藤本まなと, 諏訪博彦, 安本慶一: EHAAS: 環境発電素子の発電量に基づくウェアラブル場所推定システム, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO) シンポジウム, pp. 400–405 (2018).
- [6] Arakawa, Y., Nakamura, Y., Suwa, H., Umetsu, Y., Fujimoto, M. and Yasumoto, K.: Feasibility Study Toward a Battery-free Place Recognition System Based on Solar Cells, *Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers, UbiComp/ISWC 2018 Adjunct, Singapore, October 08–12, 2018*, pp. 1–4 (online), DOI: 10.1145/3267305.3267624 (2018).
- [7] Umetsu, Y., Nakamura, Y., Arakawa, Y., Fujimoto, M. and Suwa, H.: EHAAS: Energy Harvesters As A Sensor for Place Recognition on Wearables, *Proceedings of IEEE PerCom 2019*, pp. 222–231 (2019).
- [8] Khalifa, S., Lan, G., Hassan, M., Seneviratne, A. and Das, S. K.: Harke: Human activity recognition from kinetic energy harvesting data in wearable devices, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 17, No. 6, pp. 1353–1368 (2018).
- [9] 梅津吉雅, 中村優吾, 荒川豊, 藤本まなと, 諏訪博彦, 安本慶一: 環境発電素子の発電量に基づくコンテキスト認識手法の提案, 情報処理学会 MBL 研究会, Vol. 2018-MBL-87, No. 35, pp. 1–8 (2018).
- [10] 菅田唯仁, 荒川 豊, 安本慶一: 環境発電による環境発電素子の発電量計測システム, 電子情報通信学会 ASN 研究会, Vol. 118, No. 428, pp. 23–26 (2019).