

照度ライフログを用いた行動認識手法

内村祐之

Yushi Uchimura

1 はじめに

近年, スマートフォン, タブレットおよびウェアラブルデバイスなどスマートデバイスの普及が進んでいる. スマートデバイスには, 加速度センサ, 地磁気センサや GPS など多様なセンサが搭載されている. 搭載されたセンサを用いて行動認識を行うことで, 歩数, 運動量および移動履歴などのライフログを自動的に記録することが可能となった. ライフログを活用することによって, ユーザの健康管理が容易になることや, 企業の新たなマーケティングに活用されることが期待されている.

また, 多くのスマートフォンには画面輝度を調整するために照度センサが搭載されている. 環境光を計測するために照度センサが搭載されたウェアラブルデバイスも登場した. 照度センサは GPS 測位や, Wi-Fi よりも低消費電力で駆動し, センサ周囲の明るさを取得できるセンサである. そこで本研究では, 照度センサを用いて照度ライフログを記録し, そのログから行動認識が可能であることを示す. 行動認識は, スマートデバイスの照度センサから現在の照度値を取得し, その照度値のログデータと過去のログデータの類似度合いを計算することで行う.

2 関連研究

近年, スマートフォンやウェアラブルデバイスなどの複数のセンサを搭載したスマートデバイスが普及している. これらのスマートデバイスから取得できる情報を用いて人間の行動認識を行う研究が多く行われている^{1, 2, 3)}. 行動認識には, 人の位置推定, 人の動作や姿勢の計測, 人の行動や意図の理解, など様々な視点が存在する.

照度センサを用いた行動認識研究として, 磯田ら⁴⁾は携帯端末の加速度センサと照度センサを用いてユーザの部屋からの退出推定を行った. 磯田らは加速度センサを併用しているが, 本研究では照度センサのみを用いている点が異なる. また, 磯田らは退出推定を目的としているのに対して, 本研究ではユーザが部屋にいるか, 外で歩いているか, 電車に乗っているか行動判別を目的としている点が異なる.

3 照度ライフログを用いた行動認識手法

3.1 概要

照度は照明や太陽光など外部環境により大きく変化する. Fig. 1, 2 に, ある日の照度ライフログの一部分を示す. Fig. 1, 2 は, ユーザが「室内で一定時間を過ごす」, 「外を歩く」, 「電車に乗車する」, 「外を歩く」, 「室内で一定時間を過ごす」という行動を行った際のログデータである.

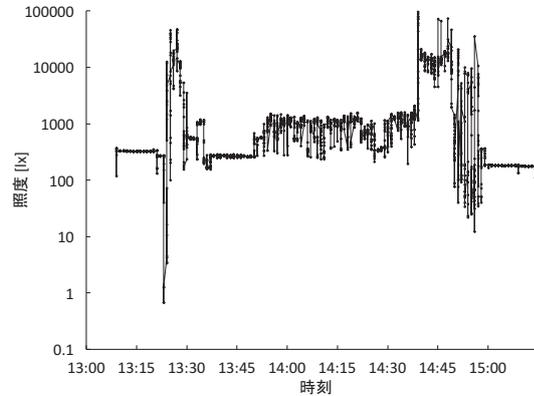


Fig.1 2015 年 5 月 19 日の照度ログ

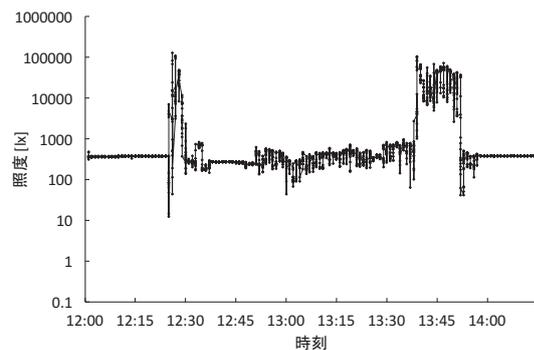


Fig.2 2015 年 5 月 22 日の照度ログ

Fig. 1 の 13 時 00 分から 13 時 15 分頃, および 15 時 00 分以降は室内にいるため, 照度変化が少ない. Fig. 2 の 12 時 00 分から 12 時 15 分頃, および 14 時 00 分以降は室内にいるため, 照度変化が少ない. Fig. 1 の 13 時 15 分頃から 13 時 30 分頃, および 14 時 45 分頃から 15 時 00 分までは外で歩いているため, 照度変化量が大きい. Fig. 2 の 12 時 15 分頃から 12 時 30 分頃, および 13 時 45 分頃から 14 時 00 分までは外で歩いているため, 照度変化量が大きい. Fig. 1 の 13 時 45 分から 14 時 30 分までは電車に乗車していた時間である. 同様に, Fig. 2 の 12 時 45 分から 13 時 30 分までは電車に乗車していた時間である. 電車に乗車していた時間は屋外ほど照度は高くならないが, 室内よりも照度変化量が大きい. なお, 電車乗車時間で照度変化が少ない箇所は地下鉄区間である. このように, ユーザが取得する照度には室内や電車, 外で歩行中などの行動によって特徴的な照度量や照度変化が存在する.

3.2 行動認識手法

行動認識を行うために、現在の照度推移と過去の照度推移を一定時間ごとに比較し、類似度合いにより行動の判別を行う。ただし、過去の照度推移はそのときの行動と紐付いているとする。類似度の計算には時系列データの類似度を計測できる動的時間伸縮法 (DTW/Dynamic Time Warping) を用いる。DTW は 2 つの時系列データを時間面で伸縮させて比較するため、速度や加速度の異なるデータの類似度の計算が可能である。このため、2 つの時系列の周期性が異なっても、類似度合いを求めることができる。

4 評価

4.1 実験概要

本実験では、通勤や通学といった毎日繰り返し行われている行動の照度ログから、行動認識が可能であるか検証を行った。実験は照度センサである Lumu を装着した iPad を鞆に入れ、照度センサ部分を露出させて持ち歩くことで行った。外で歩行時の照度ログ取得風景を Fig. 3 に示す。



Fig.3 照度ログ取得中の照度センサ

本研究では通勤や通学といった毎日行われている行動を判別対象とする。また、本研究ではユーザが室内にいるか、外で歩行中か、電車に乗車中の 3 種類を照度ログから行動認識することを目的とする。外で歩行中の状態を「Walking」、電車に乗車中の状態を「Train」、室内にいる状態を「Indoor」と表記する。類似度合いの判別のために、自宅から大学までの往路 7 日分の照度ログを取得した。照度ログはそのときの「Walking」、「Train」および「Indoor」の 3 つの状態情報を付加して教師データとした。

4.2 結果および考察

1 日のデータをテストデータとし 1 分ごとに取り出して、残りの 6 日間のデータとの類似度合いを DTW により計算した。計算した結果、類似度が高いデータと関連した行動情報の正解率を Table. 1 に示す。また、Table. 1 の 2 列目が判別したい動作、2 行目の「Walking」「Train」「Indoor」が判別された結果を示し、括弧内が判別された

回数を示す。

Table1 行動認識結果

		Output		
		Walking	Train	Indoor
Target	Walking	68.05 % (296)	22.99 % (100)	8.97 % (39)
	Train	9.22 % (113)	79.18 % (970)	11.59 % (142)
	Indoor	3.49 % (30)	25.58 % (220)	70.93 % (610)

Table. 1 より、全ての結果において 68 % 以上の正解率で行動認識した。しかし、「Indoor」を「Train」に誤判別した数が 200 を超えている。「Train」の照度データの中に地下鉄区間が含まれており、その区間での照度変化が「Indoor」のように少ない。このため、「Indoor」を「Train」に誤判別した結果が増加したと考えられる。「Train」を「Indoor」に誤判別した要因も同様であると考えられる。

5 今後の展望

本研究では、照度センサから得られる照度ライフログを用いて行動認識を行った。今後はより認識精度を向上させることで、「Walking」、「Train」および「Indoor」以外の行動認識や、既存の行動認識手法に照度ライフログを付加することで認識精度の向上を目指す。

今回提案した行動認識手法では、類似度合いの計算に直近の認識結果との相関や、時間的な情報を用いていない。特に照度データは時間帯により、大きく値が変わる特徴を持つ。そのため、時間という特徴を判別手法に追加することで行動認識精度を向上できると考えられる。

参考文献

- 1) Yuichi Hattori, et al. "Gathering Large Scale Human Activity Information Using Mobile Sensor Devices." International Workshop on Network Traffic Control, Analysis and Applications (NTCAA-2010), pp.708-713, Fukuoka, Japan, 2010.
- 2) Michalevsky, Yan, et al. "PowerSpy: Location Tracking using Mobile Device Power Analysis." arXiv preprint arXiv:1502.03182. 2015.
- 3) Komeda, Keisuke, et al. "User activity recognition method based on atmospheric pressure sensing." Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication. ACM, 2014. p. 737-746.
- 4) Isoda, Tatsuya, et al. "Room exit recognition using mobile accelerometers and illuminometers." Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication. ACM, 2014. p. 731-735.