

位置情報ライフログデータを活用した スケジュール管理支援システム

片岡 準[†] 大瀧 美香[†] 渡邊 貴之[‡]

静岡県立大学経営情報学部[†] 静岡県立大学大学院経営情報イノベーション研究科[‡]

1. はじめに

近年、多様なセンサを搭載した携帯電話やスマートフォンが急速に普及したことで、人の行動記録をデジタルデータの形式で蓄積するライフログがより身近なものとなっている。ユーザが自らの体験をテキストや画像等の形式で手動記録するだけでなく、GPS や加速度センサ等によってユーザの実空間における状況を自動的に記録することが容易となった。

GPS や Wi-Fi 位置認識[1]を利用して取得された位置情報は、ユーザの行動を記録した最も基本的なライフログデータである。位置情報ログは、ユーザ個人が移動経路を地図上にプロットして振り返りに利用できる[2]。また、ユーザの次の訪問地を予測し、そのエリアに関する店舗情報やニュースを配信したり、乗車しそうな鉄道のダイヤ情報を配信するといった行動支援型のレコメンドサービスにも活用されている[3]。

しかし、位置情報はユーザの自宅や勤務先などが特定可能な個人情報であり、特に事業者がオンライン上のサーバに収集してサービスを提供する際には、本人からの同意取得や第三者提供を含め課題も指摘されている[4]。また、個人のライフログがオンライン上に蓄積されることへ抵抗感のあるユーザも少なくない[5]。

本研究では、位置情報ログを携帯電話やスマートフォン内に蓄積し、そのデータを特定の事業者に送信することなく行動支援に活用するアプリケーションについて検討を行う。具体的には、過去の移動履歴を集計し、次のスケジュールが予定されている地点までの所要時間を予測し出発時刻をリマインドするスケジュール管理支援システムを提案する。

本システムでは、ユーザの移動履歴から予定地までの所要時間を推定する手法として「平均-分散アプローチ」を用いる[6]。また、ユーザの移動手段の多様性を考慮し、過去の所要時間と距離をクラスタ分析することで移動手段別の推定を行う。

2. 関連研究

文献[7]では、スマートフォンの GPS 機能によりプローブした、1日平均 50 台のタクシーの移動履歴をもとに、リアルタイムに交通状況を推定したり、特定経路の所要時間の予測を行っている。同様に、Google Maps のルート案内では、GPS を有効にした携帯端末の速度情報と位置情報を匿名で収集し、交通状況の推移データを組み合わせることにより、所要時間の予測を行っている[8]。

一方、交通状況は同一であっても、ユーザ毎の移動経路の嗜好や移動速度のパーソナリティによって、所要時間は必ずしも同一とはならない。本提案システムは、特定のユーザを対象とした、よりパーソナライズされた所要時間の予測を行う。

3. システムの概要

図1に提案システムの構成を示す。提案システムは、Android SDK を用いて Java 言語で開発された2つのアプリケーションから構成される。

GpsLogger は GPS 及び GLS (Google Location Server) を用いた Wi-Fi 位置認識により位置情報を取得し、位置情報履歴としてファイルに蓄積する。GpsLogAnalyzer は、GpsLogger が蓄積したデータから、滞在地と移動区間を抽出しファイルに蓄積する。また、Google カレンダーからユーザの次のスケジュールを取得し、予定地の施設名や住所から経度・緯度を得る。

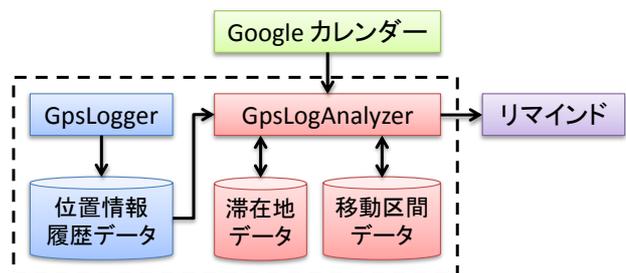


図1. 提案システムの構成

移動区間データから、過去に現在地から予定地へ移動した移動履歴を検索し、所要時間 R を推定する。最終的に、スケジュールの開始時刻から R 時間前にリマインドを生成する。

3.1 所要時間の推定手法 1

手法1は単純な「平均-分散アプローチ」であり、過去の同様の移動で要した時間平均 T と標準偏差

A Development of Schedule Management Support System Using Location-based Lifelog Data

[†]Jun Kataoka, Mika Otaki: School of Management and Information, University of Shizuoka.

[‡]Takayuki Watanabe: Graduate School of Management and Information of Innovation, University of Shizuoka.

表 1. 手法 1 による 2 名のユーザの所要時間推定値

ユーザ	A	B
移動履歴	35 分 09 秒 5823m	30 分 26 秒 9051m
	33 分 05 秒 6102m	31 分 55 秒 8464m
	39 分 59 秒 5974m	48 分 52 秒 7651m
	38 分 45 秒 6039m	47 分 18 秒 7653m
	31 分 33 秒 5958m	26 分 20 秒 8668m
	41 分 59 秒 6101m	25 分 55 秒 9721m
	36 分 11 秒 6243m	20 分 37 秒 8377m
		32 分 24 秒 9997m
		42 分 56 秒 7314m
		50 分 52 秒 7714m
		46 分 07 秒 7721m
		39 分 50 秒 7481m
		47 分 59 秒 7823m
		40 分 17 秒 7437m
		22 分 56 秒 8415m
		49 分 01 秒 6408m
	42 分 32 秒 7811m	
	43 分 45 秒 9550m	
	28 分 50 秒 8365m	
T	36 分 40 秒	37 分 50 秒
σ	3 分 46 秒	9 分 53 秒
T+ σ	40 分 26 秒	47 分 44 秒
T+2 σ	44 分 12 秒	57 分 38 秒

表 2. 手法 2 によるユーザ B の所要時間推定値

クラス	1	2
移動履歴	48 分 52 秒 7651m	30 分 26 秒 9051m
	47 分 18 秒 7653m	31 分 55 秒 8464m
	42 分 56 秒 7314m	26 分 20 秒 8668m
	50 分 52 秒 7714m	25 分 55 秒 9720m
	46 分 07 秒 7721m	20 分 37 秒 8377m
	39 分 59 秒 7480m	32 分 24 秒 9996m
	47 分 59 秒 7823m	22 分 56 秒 8415m
	40 分 17 秒 7436m	28 分 50 秒 8364m
	49 分 01 秒 6408m	
	42 分 32 秒 7810m	
	43 分 45 秒 9550m	
T	45 分 24 秒	27 分 25 秒
σ	3 分 44 秒	4 分 14 秒
T+ σ	49 分 8 秒	31 分 39 秒
T+2 σ	52 分 53 秒	35 分 54 秒

σ から所要時間を下記のように推定する [6].

$$R = T + n\sigma \quad (1)$$

ここで、正規分布を仮定すれば、 n が 1 であれば全データのうちの 68.3%、2 であれば 95.4%の範囲でカバーできる。

3.2 所要時間の推定手法 2

ユーザが過去に移動した履歴において、移動手段が異なるデータが混在していた場合には、手法 1 では標準偏差が増大し、所要時間の推定値が不正確となる。そこで、手法 2 ではユーザの移動手段の多様性を考慮し、過去の所要時間と距離をクラスタ分析することで移動手段別の推定を行う。

クラスタ分析手法としては、あらかじめクラスタ数を決めずに実行できる X-means 法を用いた [9].

4. 評価実験とまとめ

自宅から静岡県立大学（以下、大学）に通うユーザ A とユーザ B に対して Android 端末である Nexus 7 を用いて、2012 年 11 月 13 日から約 50 日間にわたり位置情報履歴の記録を行った。

評価実験では、ユーザの現在地を自宅に設定し、Google カレンダーに大学を指定したイベントを設定し、現在地から大学までの所要時間を、GpsLogAnalyzer を用いて推定した。

手法 1 を用いて推定した結果を表 1 に示す。結果から、ユーザ B は $\sigma=9$ 分 53 秒とばらつきの大きい結果となり、 $T+2\sigma$ とするとリマインド発生時間はスケジュールの 57 分 38 秒前となっている。過去に 20 分程度で移動した履歴もあることから、過大な見積もりであると言える。この理由としては、ユーザ A は過去に自宅から大学まで自転車のみで通っていたのに対し、ユーザ B は自転車と自家用車の二種類を利用して移動していたためである。

そこで、ユーザ B に対しては、手法 2 を用いてクラスタ分析を行った後に、各クラスタにおいて所要時間の推定を行った。表 2 に示した結果から、各クラスタ別の所要時間を手法 1 に比較して精度よく推定することができている。

参考文献

- [1]. 暦本, 味八, “WHEN-becomes-WHERE: WiFi セルフロギングによる継続的位置履歴取得とその応用”, 情報処理学会インタラクション 2007, pp.223-230, 2007.
- [2]. 僕の来た道, <http://latlonglab.yahoo.co.jp/service/bokumichi.html> (2013 年 1 月 11 日確認)
- [3]. 宮崎, 山田, 住谷, 磯田, “ユーザの行動に合わせたサービス実現のための行動推定技術の開発”, NTT DOCOMO テクニカルジャーナル, Vol.17, No.3, 2009.
- [4]. “ライフログ活用サービス WG からの報告”, 利用者視点を踏まえた ICT サービスに係る諸問題に関する研究会 (第 3 回会合), 総務省, 2009 年 8 月.
- [5]. 永徳, 山田, 武藤, 阿部, “ライフログ利用サービスにおける開示情報制御方式に関する基礎検討”, 情報処理学会 第 8 回情報科学技術フォーラム FIT2009, pp.581-582, 2009.
- [6]. 横山, 高田, “所要時間不確実性下における出発時刻決定行動に関する分析”, 土木計画学春大会, 2010.
- [7]. T.Hunter, R.Herring, P.Abbeel, A.Bayen, “Path and travel time inference from GPS probe vehicle data”, Neural Information Processing Systems foundation (NIPS), Vancouver, Canada, Dec. 2009.
- [8]. Google マップ, “現在の交通状況での所要時間”. <http://support.google.com/maps/bin/answer.py?hl=ja&answer=2549020> (2013 年 1 月 11 日確認)
- [9]. D.Pelleg, A.W.Moore, “X-means: Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters”, in Proc. ICML '00 Proceedings of the 17th International Conference on Machine Learning, pp.727-734, 2000.