

ユーザの認知負荷を軽減する情報提供タイミングの検知

大越 匡^{1,a)} 野崎 大幹^{2,b)} フリアン ラモス^{3,c)} 中澤 仁^{2,d)} アニンド K デイ^{3,e)} 徳田 英幸^{2,f)}

受付日 2015年1月9日, 採録日 2015年7月1日

概要: 来たるべきスマート社会においては、多種多様なアプリケーションやサービスが生まれ、ユーザはモバイル/ウェアラブル端末を含む多様なデバイスを複数併用してそれらを利用し、ユーザに対する情報は増える一方、ユーザの「注意」(アテンション)は貴重な資源となり、コンピューティングにおけるボトルネックとなる。本研究では、コンピュータシステムから多種多様な情報通知が行われる状況において、ユーザの認知負荷上昇を抑制できる情報通知のタイミングを検知する基盤技術「Attelia」を提案する。Atteliaはユーザの様々なモバイル/ウェアラブルデバイス上で、生体センサを必要とせず、多様なサービス・アプリケーション側への改変を必要とせず動作し、実時間で情報通知タイミングを検知する。本稿ではスマートフォン上での Attelia プロトタイプ実装に基づき、その有効性を示すため被験者 30 人による 16 日間の研究室外ユーザ評価実験を行った。その結果 Attelia が検知したタイミングでの情報通知は、ユーザの認知負荷を 33.3%減少させる効果を確認できた。

キーワード: ユビキタス・コンピューティング, ユーザ・アテンション, 機械学習, モバイル・センシング, ミドルウェア

Detecting Notification Timings That Lower User's Cognitive Load

TADASHI OKOSHI^{1,a)} HIROKI NOZAKI^{2,b)} JULIAN RAMOS^{3,c)} JIN NAKAZAWA^{2,d)} ANIND K. DEY^{3,e)}
HIDEYUKI TOKUDA^{2,f)}

Received: January 9, 2015, Accepted: July 1, 2015

Abstract: In the emerging smart society, human user's attention will be a very precious resource and will be a new bottleneck in computing, especially in a situation where the increasing amount of information, including frequent interruptive notifications, are sent from versatile application and services to the user, through various types of user's mobile and wearable devices. This research proposes "Attelia", novel middleware that detects opportune timings of information notifications that lower cognitive load overhead of the users. Attelia runs on user's versatile mobile and wearable devices, without any external psycho-physiological sensors or modifications to the applications, and detect the timings in real-time. Our extensive "in-the-wild" user study with 30 participants for 16 days, based on the Attelia prototype on smart phones, resulted 33.3% reduction in user's cognitive load when the notifications were delivered in the timings that Attelia detected.

Keywords: ubiquitous computing, user's attention, machine learning, mobile sensing, middleware

¹ 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科
Graduate School of Media and Governance, Keio University,
5322 Endo, Fujisawa, Kanagawa 252-0882, Japan

² 慶應義塾大学環境情報学部
Faculty of Environmental and Information Studies, Keio
University, 5322 Endo, Fujisawa, Kanagawa 252-0882,
Japan

³ Human Computer Interaction Institute, Carnegie Mellon
University, 5000 Forbes Avenue, Pittsburgh PA 15213

a) slash@ht.sfc.keio.ac.jp

b) chacha@ht.sfc.keio.ac.jp

c) ingenia@andrew.cmu.edu

1. はじめに

ユビキタス・コンピューティングによって実現しつつあるスマート社会においては、ユーザにもたらされる情報量は増加の一途をたどる一方、ユーザの注意(アテンション)の量は変わらない [2] ため、ユーザはマルチタスク状態に

d) jin@ht.sfc.keio.ac.jp

e) anind@cs.cmu.edu

f) hxt@ht.sfc.keio.ac.jp

おけるコンピュータからの通知による多くの割込みを受ける。クラウド技術やアジャイルなサービス開発技術などの進展によって、多種多様なアプリケーション/サービスが開発され、ユーザはより多くそれらを登録・利用する。ユーザはより多種多様なモバイル/ウェアラブルデバイスを所有 [3], [4]・利用 [5] し、それらを通じて多くのアプリケーション/サービスを利用する。さらには電子メールなどに加えて SNS, メッセージングサービスなど多様なコミュニケーションサービスの発展により、ユーザがコミュニケーションを行う対象ユーザ数も増えている。

このような傾向において、限られた貴重な「資源」である人間のアテンションは、コンピューティングにおける新しいボトルネック [1] と考えられる。本研究では特に、過量また不適切な情報通知によるユーザの「割込み過多」(interruption overload) 問題に着目する。情報が到着すると即時に通知をユーザへ表示する典型的な通知システムは、ユーザの生産性に様々な悪影響 [6], [7], [8], [9] を及ぼすことが知られている。考えられる 1 つのアプローチは、ユーザアクティビティの自然な切れ目 (breakpoint) [10] まで通知を遅らせることであり、これにより、通知の割込みによるユーザの認知負荷への影響が低減できる。

ユーザアテンションに適応的な通知提供実現に向けて、本稿では特にスマートフォン利用中のユーザ体験に焦点をあて、breakpoint 検知機能について論じる。本研究が提案するシステム Attelia は、(1) スマートフォンを含む多様なモバイルデバイスで動作し、(2) 脳波センサなどの生体センサを必要とせず、(3) 多様なアプリケーションへの適応性を持ち、(4) 実時間で breakpoint を検知できる。30 人の被験者に対して 16 日間にわたって実施した、ユーザ各個人所有のスマートフォン内での評価実験では、検知された breakpoint タイミングでの通知はユーザの認知負荷を 33.3% 下げる効果を示した。またユーザの通知への反応時間に 12.9% の改善が見られた。

本研究の貢献は以下の 2 点である。第 1 に、外部生体センサを必要とせずスマートフォン上で、実時間で breakpoint を検知できる新しいミドルウェア Attelia の設計と実装である。第 2 に、広範な評価実験を通じた、breakpoint 検知時の通知がユーザ認知負荷低減に貢献する Attelia の効果検証である。

2 章では、通知機能がもたらす「割込み過多」問題を論じる。3 章で通知の傾向とそれに基づく本システムへの要件を整理する。4 章で Attelia のアーキテクチャについて述べた後、5 章でそのプロトタイプ実装について詳説する。6 章ではユーザ実環境での評価実験について述べる。7 章にて関連研究を紹介する。8 章で本稿をまとめる。

2. 割込み過多問題

「割込み過多」問題は、広義の情報過多問題の 1 つと考え

ることができる。近年ユーザのマルチタスクと割込みに関する多くの研究 [11] が行われている。割込みの主な源はコンピュータシステムからの通知である。通知機能はもともと、情報をユーザからの参照動作を必要とすることなく、より早期にユーザへ提供するために開発された。

こういった通知機能の便益にもかかわらず、通知はユーザの作業に様々な負の影響をもたらしている。先行研究が明らかにした影響には、割込みタスクからユーザの一義的タスクへの復帰時間を含む生産性の低下、意思決定の質的および量的な低下 [6], [7], [8], [9], [12], [13] や、感情や社会性の悪化 [6]、生体的状態の悪化 [12] などがあげられる。多くの場合ユーザは、通知機能を自身で設定・無効化することができるが、それは同時に通知機能の便益を打ち消し、適時的な情報提供へのユーザニーズを満たせないことを意味する。ユーザは通知を無効化し手動で情報参照するよりも、割込みの対価を払っても通知機能の利用を好むという先行研究結果 [14] も報告されている。

2.1 通知の負荷を緩和する既存のアプローチ

通知による割込み過多問題を緩和するアプローチには大きく (a) 通知のスケジューリング、(b) 通知の緩和/沈黙化があげられる。前者に関しては、いくつかの先行研究が「breakpoint」[10] を通知の遅延先タイミングとして利用している。breakpoint は心理学の分野における概念であり、人間の知覚システムが人間アクティビティをより細かいアクティビティの単位へ細分化できる「切れ目」のことである。ユーザによる対話的コンピューティングタスクの実行においては、細粒度、中粒度、粗粒度という少なくとも 3 階層の breakpoint が検知できることが明らかとなっている [15]。また、通知を breakpoint のタイミングまで遅らせることで、ユーザの主観的な認知負荷を減らせることが、先行研究 [6], [16], [17] によって明らかになっている。

一方後者のアプローチは、通知タイミングを変更せず、通知に用いるモダリティを変更することで、ユーザの割込みに関する認知負荷を低減させようという試みである。例として画面表示と音声表示の切替え、バイブレーションや LED 点灯の利用などがあげられる。

これら 2 つのアプローチは排他的ではなく相互補完できるものである一方、ユーザが扱う通知量が増加する傾向に鑑み、ユーザの割込み負荷に大きな影響を持つと考えられる前者のアプローチに、本研究では注目する。著者らの調査の限り、同アプローチに基づく既存の研究は、デスクトップコンピューティングと主に単一のデバイスを対象とし、実験室対照環境内での評価を行っている。我々は、(1) モバイル環境における、(2) 実時間での検知、および (3) 多くのアプリケーションへの適応性と、(4) ユーザ実環境 (対照環境外) での評価、以上 4 点に本研究の重要な研究機会と意義を見いだす。

3. 適応的通知スケジュール

本章では、本研究のスコープをより明確化するため、近年のユビキタス・コンピューティング環境における通知の傾向、および適応的通知スケジューリングに関する要件を整理する。

3.1 通知における傾向

1章で述べた本研究背景の環境における、通知の特徴的な傾向を以下にあげる。

- **種別や通知元の多様化**：多種多様なアプリケーション/サービスやコミュニケーションチャネルは、通知の発信元や種別に多様性をもたらす。例としてソーシャルネットワーク上での他ユーザの更新情報、各種センサからのシグナルや、参加型センシング [18] のセンシング依頼があげられる。
- **通知配送先としての複数のユーザデバイス**：ユーザは複数のモバイル/ウェアラブルデバイスを携帯し、それぞれが通知の配送先になりうる。
- **緊急度の多様化**：たとえば数秒以内にユーザに物理的な行動を求める緊急地震速報 [19] の登場など、通知内容や反応の緊急度に広がり見られる。
- **ユーザの割り込み体験の長時間化**：ユーザは普及したモバイルデバイスを1日中（ときとして就寝中も）利用するなど長時間利用するため、通知をめぐるユーザ体験は終日化しつつある。

3.2 アテンション状態検出実現の基本原則

以上のような傾向を受け、適応的通知スケジューリング

のためのユーザアテンション状態検出実現における基本原則を下記に整理する。

- **モバイル/ウェアラブルデバイス上での検知**：ユーザはモバイル/ウェアラブルデバイスを携帯・利用するため、同環境上で検知を行える必要がある。
- **実時間での検知**：逐次的な適応的通知スケジューリング実現のため、検知は実時間でできる必要がある。
- **多様な通知への適用性**：通知を行う多様なサービス/アプリケーションに対して適用性を持つ検知手法である必要がある。
- **長時間動作との親和性**：検知機構はユーザが通知を利用する間継続して動作することになる。ユーザの長時間利用と親和性の高い方式が求められる。

4. Attelia アーキテクチャ

前章での基本方針をうけて本章では、通知の配送に適したタイミングを検知する Attelia アーキテクチャについて述べる。図 1 に Attelia アーキテクチャの特長とそれを実現する設計アプローチをまとめる。Attelia は以下の3つの特長を持つ。第1に、外部のサーバや生体センサなどが必要とせず、ユーザの各モバイル/ウェアラブル端末上で協調動作する。第2に、逐次的な適応的通知動作を可能にするため、事後ではなく実時間で検知を実現する。第3に、検知機能はモバイル端末にインストールされた多様なアプリケーションへの適用性を持つ。

本章では、以上のような特長を実現するための設計アプローチについて述べる。なお本稿では以降、Attelia アーキテクチャについて、特にユーザによる能動的なデバイス操作中における breakpoint 検知に焦点を当てる。

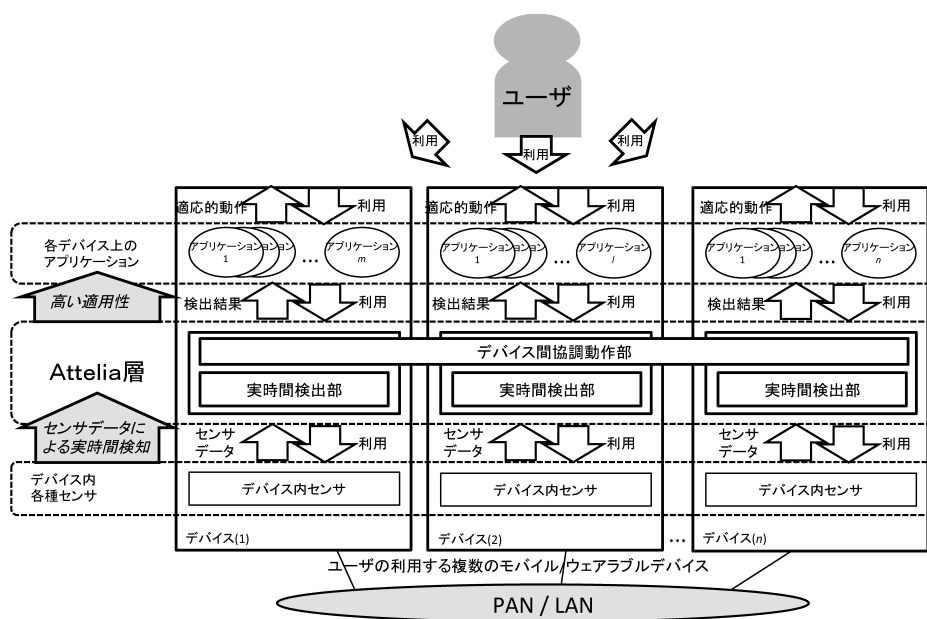


図 1 Attelia アーキテクチャ

Fig. 1 Attelia architecture.

4.1 割込みの目標タイミングとしての breakpoint

Happalainen らは、モバイル環境と比べて比較的センサデータが安定すると考えられるデスクトップ環境においても、生体センサを使ってユーザの認知負荷を実時間で測定するには最低 2 つのセンサが必要であると論じた [20]. ユーザの長時間利用との親和性を考慮し、我々のアプローチは、生体センサを着用し続けることによるユーザ負荷と比較して、比較的粗粒度ながらより簡易に検出できるシグナルとしての breakpoint を、割込みの目標タイミングとして利用する.

4.2 センサとしてのユーザ・アプリケーション間インタラクション

本稿のスコープであるユーザの能動的なデバイス操作中において、Attelia は、ユーザとアプリケーション間のインタラクションを、breakpoint 検知のためのセンサデータとして利用する. デバイスごとの各種物理センサの有無、デバイスの携帯・装着場所の違いによるセンサデータの差異に依存しない実装の簡易性を理由に、本方式に着目した.

より具体的に Attelia は、ユーザの各モバイル/ウェアラブルデバイス上で、アプリケーションの下層でミドルウェア (図 1「Attelia 層」) として動作する. Attelia は、アプリケーション実行時の UI イベントをセンサデータとして利用する. ソースコードへの改変を含むアプリケーション側での対応を不要とすることで、多種多様なアプリケーションへの適用性を実現する.

4.3 機械学習を用いた実時間での検知

モバイルデバイス上のユーザアクティビティ認識に関する種々の先行研究と同様、Attelia は機械学習の分類処理を用いたアプローチで、モバイルデバイス上で実時間での breakpoint 検出を実現する (図 1「実時間検出部」). 特定時間長のタイムフレーム T_f ごとに、特徴量ベクトル V がセンサデータから抽出され、分類器へ入力される. 分類器はそのタイムフレームがユーザにとっての breakpoint か否かを分類する.

4.4 デバイス間通信を用いた検出 breakpoint の共有

ユーザは逐次 1 つまたは複数のデバイスを携帯・利用する. ノートブック、スマートフォン、タブレット、スマートウォッチなどのモバイル/ウェアラブルデバイス上で動作する Attelia は、ローカルデバイス上でそれぞれ breakpoint 検知を行う. ユーザが複数のデバイスを携帯・利用している場合は、WiFi や Bluetooth などのユーザデバイス間 Personal Area Network (PAN)/LAN 上の通信を想定する「デバイス間協調動作部」(図 1 内) において Attelia は相互接続され、ローカルで検知した breakpoint の情報を相互

に交換する.

5. Attelia プロトタイプの設計と実装

本章では、Attelia プロトタイプの設計と実装について述べる. 図 2 に、Android 4 プラットフォーム上に実装された Attelia のシステム構成図を示す. Attelia は、UI イベント記録、グラウンド・トゥルース記録、Weka [21] に基づく機械学習処理などのサブシステムからなる Android 上のサービスである. ミドルウェアとして UI イベントのストリームを取得するため Attelia は、Android Accessibility Framework を利用する. これにより、現在ユーザがフォアグラウンドで操作しているアプリケーションからの UI イベントおよびそのデータの取得が可能となる. Attelia は Android 4.3 以上を実装するスマートフォン、タブレット、ノートブック、スマートウォッチ、デジタルカメラなど多様なモバイル/ウェアラブルデバイス上で動作する. 図 3 に動作の様子を示す. 本稿では、設計詳細のパラメータや評価結果について、特に Android スマートフォン上におけるそれらについて論じる.

5.1 動作モード

Attelia は (1) グラウンド・トゥルース収集・注釈, (2) オフライン・モデルトレーニング, および (3) 実時間 breakpoint 検知の 3 種の動作モードを持つ.

- グラウンド・トゥルース収集・注釈: 本モードにおいてユーザは、アプリケーション利用中の breakpoint に関するグラウンド・トゥルースを Attelia へ提供する. 図 3 は、グラウンド・トゥルース注釈用フローティングボタンが表示された本モードで動作中の Attelia の様子である. ユーザは、様々なアプリケーション (図 2

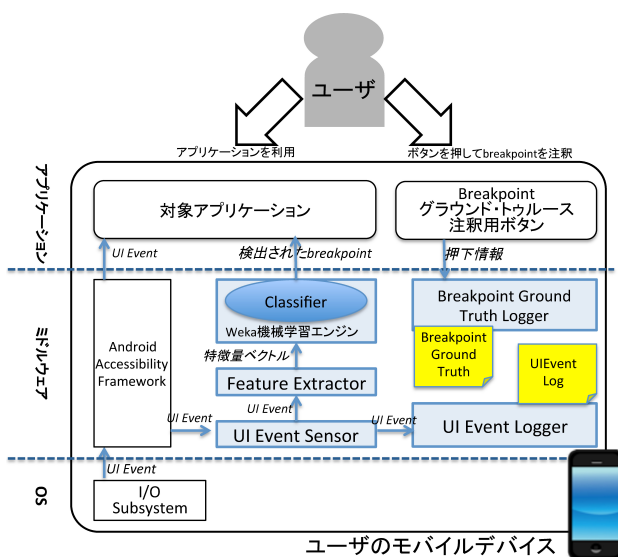


図 2 Android プラットフォーム上の Attelia システム構成図
Fig. 2 Attelia prototype system structure on Android platform.

“対象アプリケーション”)の操作中に、自身のアクティビティの切り替わりのタイミング(例:メール送信直後、ページ切り替わり直後)でこのボタンを押す。Attelia 内部では、Breakpoint Ground Truth Logger がユーザの注釈ボタン押下タイミングを逐次保存する。また同時に Attelia は、ユーザの操作するアプリケーションに関する UI イベントを、Android Accessibility Framework から UI Event Sensor で取得し、UI Event Logger において逐次保存する。これによってモデル学習のための教師データ(センサ情報としての UI イベントデータと breakpoint の注釈データ)を収集できる。

- オフライン・モデルトレーニング:本モードでは、あらかじめ収集した教師データを用い、特徴量抽出と分類器の学習がオフラインで行われる。
- 実時間 breakpoint 検知:本モードでは、Attelia は実時間での breakpoint 検知を行う。グラウンド・トゥールズ収集・注釈モードと同様の流れでユーザが操作するアプリケーションに関する UI イベントがセンサデータとして逐次収集される。設定されたタイムフレームの周期ごとに Feature Extractor はセンサデー

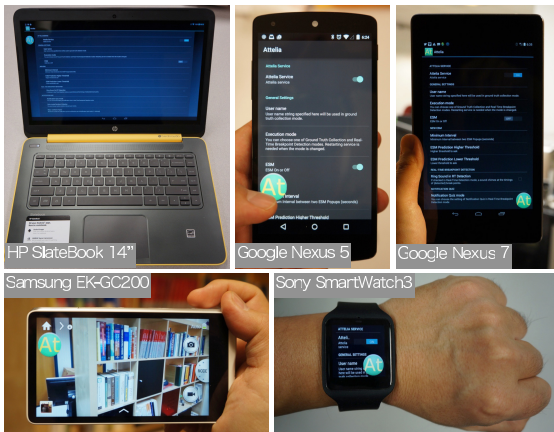


図 3 多様なデバイス上での Attelia の動作(上段左:ノートブック, 中央:スマートフォン, 上段右:タブレット), (下段左:デジタルカメラ, 下段右:スマートウォッチ)

Fig. 3 Attelia running on the various types of devices (Top left: Notebook, Center: Smart phone, Top right: Tablet), (Bottom left: Digital camera, Bottom right: Smart watch).

タから特徴量ベクトルを抽出し、Classifier はそれをもとに各タイムフレームごとの breakpoint を判定する。

5.2 センサデータと特徴量

Attelia が Android Accessibility Framework を通じて読み込む UI イベントは表 1 のとおりである。これらのイベントに対して Attelia は、表 2 に示す 44 種類の特徴量を抽出する。アクティビティ認識の先行研究を参考に、なるべく網羅的に実環境の特性を抽出することを目的として、これらの特徴量を選択した。特徴量ベクトルはタイムフレームごとに計算され、ストレージに保存される。特に実時間 breakpoint 検知モードでは、抽出後に、breakpoint 検知のため Weka 機械学習エンジンの分類器(Classifier)へ入力される。

5.3 タイムフレーム長

特徴量抽出と分類の単位となるタイムフレームの長さ T_f が breakpoint 抽出の性能に影響すると考えられるため、異なるフレーム長を用いた場合の分類精度への影響に関する予備評価実験を行った。被験者は、スマートフォンを日常的に利用する大学学部生、大学院生、スタッフ合計 10 人(年齢 18~27 歳)である。実験には Android 4.3 が動作する Samsung Galaxy Nexus [22] を使用した。実験には、アプリケーションストアで上位にランクされていた 6 種類の Android アプリケーション(Twitter, Yahoo!ニュース, YouTube, Kindle, ブラウザ, Gmail)を使用した。各被験者は、実験セッションごとに 1 つのアプリケーションのみを、5 分間にわたって日常的な操作と同じように操作

表 1 Attelia が収集する UI イベント

Table 1 UI Events that Attelia collects.

イベント種別	イベント
ビュー	View clicked, View long clicked, View selected, View focused, View text changed, View selection changed, View text traversed at movement granularity, View scrolled
画面遷移	Window state changed, Window content changed
通知	Notification state changed

表 2 Attelia が使用する特徴量

Table 2 Features extracted in Attelia.

種別	特徴量
フレーム内における各 UI イベント種別の発生割合	(表 1 に記載のイベントごとに 1 つ)
イベントソースのコンポーネント状態に関する統計	$rate(isEnabled)$, $rate(isChecked)$, $rate(isPassword)$
フレーム内のイベント発生タイミングに関する統計	$min_timegap$, $mean_timegap$, $max_timegap$, $stdev_timegap$
イベントソースのコンポーネントの画面内位置に関する統計	$min.$, $mean.$, $max.$, $stdev.$, $the\ value\ of\ the\ smallest\ rectangle$, $the\ value\ of\ the\ biggest\ rectangle\ of\ X-left, X-right, X-width, Y-top, Y-bottom, Y-height$

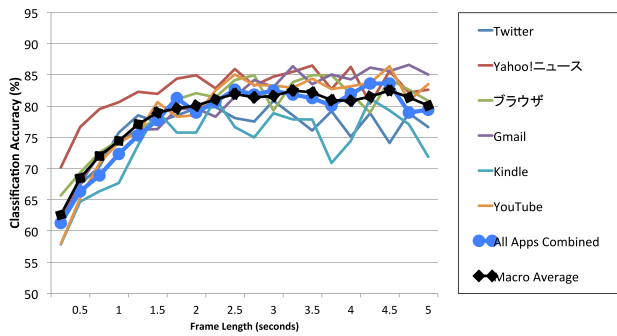


図 4 フレーム長と分類正解率

Fig. 4 Frame length and classification accuracy.

し、その間同時に Attelia のフローティングボタンを用いて、主観的に breakpoint のタイミングを注釈した。実験は被験者ごとに 6 セッションを実施し、アプリケーションごとの breakpoint 注釈データを収集した。

図 4 に、フレーム長を 0.25 秒から 5 秒まで変化させたときの分類正解率（学習データとして使用した全フレームのうち正しく分類されたフレームの割合）を示す。結果は Weka 3.7.9 と J48 分類器を用い、10 分割交差検証によるものである。各グラフはアプリケーションごと、また「Macro Average」は各アプリケーションの結果のマクロ平均である。加えて「All Apps Combined」は、ユーザが単一モバイルデバイスを複数のアプリケーションを切り替えながら使用する環境において、たかだか 1 つのモデル（分類器）のみを使って breakpoint を検出させた場合の精度を確認することを目的とし、6 種全部のアプリケーションからのデータをひとまとまりの教師データとしてモデルを学習させた場合の結果である。フレーム長が非常に短い場合正解率は低い。たとえば 0.25 秒といった短時間のタイムフレームでは、センサデータ量が十分でないため、分類精度に影響が出ていると考えられる。一方、フレーム長 2~2.5 秒付近で、正解率は安定しはじめる。2.5 秒では正解率は 82.6%、適合率（breakpoint と分類されたフレームのうち breakpoint と注釈がついたフレームの割合）は 82.7%、再現率（breakpoint と注釈がついた全フレームのうち breakpoint と分類されたフレームの割合）は 82.3%となる。

5.4 省電力性

省電力性はモバイルデバイス上で動作する Attelia にとって重要である。実時間 breakpoint 検知モードの Attelia プロトタイプは、デバイスのスクリーンが OFF の場合には特微量抽出と分類処理を停止する。また現在のタイムフレームにおいて UI イベントがまったく発生しない場合には、同様に処理を行わない。

一方電力消費に関して我々は、Attelia の UI イベントを用いたアプローチと、スマートフォン内の物理センサを利

表 3 電力消費オーバーヘッドの比較

Table 3 Comparisons of power consumption.

センサ種別	周波数 (Hz) (設定)	オーバーヘッド (mW)
UI イベント	10	51.70
加速度計	120 (“Fastest”)	102.90
	60 (“Game”)	48.76
	15 (“UI”)	12.08
ジャイロスコープ	100 (“Fastest”)	158.88
	50 (“Game”)	129.24
	15 (“UI”)	74.04

用したアプローチの比較実験を行った。結果を表 3 に示す。実験には Samsung Galaxy Nexus と Android 4.4.4 を利用し、消費電力測定には Monsoon Power Monitor [23] を使用した。各測定値は 5 分間の平均値である。

Attelia においては、UI イベントデータの数はユーザの操作状況に依存する。このため、ユーザ評価実験で集めたデータから平均的なイベント流量を算出した。30 人の被験者により 16 日間行った評価実験データより、ユーザの能動的なデバイス操作中のイベント数は、平均 10.6 イベント/秒 ($min = 1, max = 549, stdev. = 15.1$) であった。この算出に基づき、毎秒約 10 個の UI イベントデータを出力する測定用 Android アプリケーションを実装し動作させて、Attelia での消費電力測定を行った。スマートフォン内の物理センサであり行動推定に多く利用される加速度計およびジャイロスコープに関しては、表 3 に記載の周波数（使用機材上において、Android OS 上でサンプリングスピードを “Fastest”, “Game”, “UI” とそれぞれ設定し観測された周波数）でセンサデータを読み込む基本的な Android アプリケーションを実装し、動作中の消費電力を計測した。UI イベントデータ収集におけるオーバーヘッドは、加速度計と比較した場合、15 Hz 時と比べると多いが、60 Hz 時と比較してほぼ同程度となり、120 Hz 時と比べると半分程度である。またジャイロスコープと比較した場合、100 Hz, 50 Hz, 15 Hz いずれと比較した場合もオーバーヘッドは少なかった。スマートフォンにおいてセンサを使って情報通知に適したタイミング検出に関する関連研究 [24], [25] においては、加速度計、ジャイロスコープ、GPS といった複数の物理センサを組み合わせられており、それらと比較すると、UI イベントデータ単体でのオーバーヘッドは少ないといえる。

5.5 配布可能なサービスとしての実装

Attelia プロトタイプは Android 4 プラットフォーム上で “Service” として実装され、Google Play ストアを通じて配布可能である。また Attelia は Linux システムでの root 権限を必要としないため、多くの一般的な Android デバイスにインストールでき、エンドユーザへの高いデプロイ性の実現に寄与している。

5.6 検出 breakpoint の共有

Attelia プロトタイプは Android 4 プラットフォームが提供する Bluetooth ネットワークの機能を利用し、デバイス間協調動作による breakpoint の共有を行う。各デバイスにインストールされた Attelia には、こういった（各デバイスでの）breakpoint 実時間検知状態の組合せによって最終的な breakpoint 検知を出力するかに関するユーザ指定による共通設定があらかじめ設定されている。複数デバイスの Attelia が接続されている状況では、各デバイスの Attelia は、breakpoint を検知するたびに、他デバイスの Attelia へ検出した旨の情報を送信する。同時に、いずれかの他デバイスからの breakpoint 検知を受信するごとに、ユーザの共通設定にのっとして逐次処理を行い、最終的な breakpoint 検知の判定を行う。本プロトタイプにおいては、接続されるユーザのデバイスを数個程度、各デバイスでの breakpoint 検知頻度を最高でも数秒に 1 度程度と想定するため、想定ネットワーク上での帯域消費率は小規模に抑えられると考える。

6. ユーザ実環境評価実験

本章では、実装した Attelia プロトタイプの breakpoint 検知に基づく通知配送スケジューリングのユーザ認知負荷抑制効果について評価を行う。先に実験室内で実施した、37 人の被験者に対する対照環境内での評価実験では、ユーザの認知負荷に 46.2% の低下が見られた [26]。同実験では、Attelia をインストールした実験用の Android スマートフォンを各被験者に渡し、代表的なアプリケーション群の利用後に、NASA-TLX 法 [27] を用いて認知負荷を測定した。この結果をうけ本章では、被験者自身が所有・利用するスマートフォン環境における Attelia の性能評価を目的とした評価実験について述べる。被験者所有の Android スマートフォンに Attelia をインストールし動作させることで、各被験者の日常的なスマートフォン利用時における、Attelia のユーザ認知負荷抑制効果について検証を行った。

6.1 被験者

18 歳から 29 歳の大学生や大学職員からなる 30 人（男性 20 人、女性 10 人）の被験者を募集した。20 人は計算機科学や情報技術に関連した学部関係者であり、10 人は経済学、心理学、社会学など他の学部関係者であった。すべての被験者は、Android 4.3 以上のスマートフォンを日常生活で利用している。被験者には謝礼として、実験終了後に 60 米ドルが支払われた。

6.2 実験準備

実験に関連して、Attelia サービスにはいくつかの追加設定やパラメータが実装された。Attelia は実時間 breakpoint 検知モードに設定され、タイムフレームは 2.5 秒に設定され

表 4 分類器の教師データにおける情報利得が大きい特徴量

Table 4 The top 10 features with the biggest information gain in the model training data.

情報利得	特徴量名
0.07589	TimeGap_min
0.05022	TYPE_WINDOW_CONTENT_CHANGED_rate
0.04335	TimeGap_max
0.03951	TimeGap_mean
0.03933	TYPE_VIEW_SCROLLED_rate
0.03657	isEnabled_rate
0.02823	TYPE_VIEW_TEXT_CHANGED_rate
0.02138	TimeGap_stdev
0.01503	TYPE_VIEW_ACCESSIBILITY_FOCUS_CLEARED_rate
0.01294	TYPE_VIEW_TEXT_SELECTION_CHANGED_rate

た。実時間 breakpoint 検知のためのモデルには、予備評価実験で収集したグラウンド・トゥルースを教師データとして学習させた J48 決定木の分類器を用いた。分類器のサイズは葉の数 281、枝と葉を合計したノード数は 561 となった。分類器のロジックに影響した特徴量を示す目的で、表 4 に情報利得が大きい特徴量 10 種類を示す。TimeGap_min, TimeGap_max, TimeGap_mean, TimeGap_stdev といった、フレーム内において時系列軸上で隣接する UI イベント間時差の統計に関する特徴量が上位に多いことが分かる。また rate で終わる特徴量は、フレーム内における、Android Accessibility Framework で規定された各種イベントごとの出現頻度に関連する特徴である。

6.3 独自の通知システムとスケジューリング機構

Attelia 上には、評価目的のための独自の通知システムと、通知スケジューリング機構を実装した。実装された通知システムによる割込みは、スマートフォン上に全画面表示される通知ポップアップウィンドウによって行われる。被験者はそれぞれのポップアップに関して、できるだけ早くボタンを押して応答することを求められる。

実験期間中、被験者が毎日体験する割込みの数や頻度が過度になることを防止するため、通知には最低 900 秒、最高 1,800 秒の間隔をパラメータとして設定した。また各被験者の 1 日あたりの表示通知数は最大 12 回、通知が表示される時間帯は毎日午前 8 時から午後 9 時までと、それぞれパラメータとして設定した。これらのパラメータ値は、被験者に各自の生活パターンについて聞き取りを行ったうえで、被験者に過度の負担を強いることなく、同時に十分な数のデータを取得できるよう検討した結果、決定した。

また通知スケジューリング機構には、(1) Disabled, (2) Random, (3) Breakpoint という 3 つの異なる通知ストラテジを実装した。Disabled ストラテジ設定時には通知は無効となり、その間何も通知は表示されない。Random ストラテジ設定時には、通知はランダムなタイミングで表示される。これは通知スケジューリングを行わない既存の通知システムを模した戦略である。Breakpoint ストラテジ設

定時には、Attelia が実時間で被験者の breakpoint を検知したときのみ、通知を表示する。いずれのストラテジも、前述の間隔、1日あたりの最大回数、時間帯に関するパラメータ設定の範囲内で動作する。

ストラテジは、各被験者に関して、実験期間中毎日ランダムに変更された。したがって、各被験者は各自、日ごとに (1) Disabled, (2) Random, (3) Breakpoint のうちのどれか1つのストラテジに基づく通知スケジューリングを体験する。被験者は実験前開始前にあらかじめ、この日ごとの変化について説明を受ける一方、現在選択されている通知ストラテジについては Attelia 内部に隠されており、被験者は現在の設定を参照できない。

6.4 実験手順

実験手順は大きく3つのフェーズから構成される。(1) まず実験開始日に、各被験者は主催者とミーティングを行い、実験についての説明を受け、参加同意書に署名する。その後被験者のスマートフォンに Attelia がインストール・設定され、実験が開始される。(2) 実験開始後、被験者は16日にわたり Attelia の通知を体験する。前述のように通知ストラテジは毎日ランダムに変更される。期間中毎日、午後9時に NASA-TLX サーベイの URL が被験者へメール送信される。被験者は毎日、その日の通知体験に関して受信したフォームを用いて主観的な認知負荷評価を行う。(3) 16日経過後、被験者は実験後のアンケートに答え、Attelia をスマートフォンからアンインストールし、謝礼を受け取る。

6.5 データ測定/保存手法

Attelia サービスは、被験者ごとの毎日の通知ストラテジ、通知日時時刻や反応時間をローカルストレージに保存する。データは毎日深夜に我々のサーバへ送信された。また NASA-TLX サーベイフォームは我々の Web サーバ上に Web ページとして実装された。各被験者専用の回答用 URL が毎晩メール送信され、サーベイ結果はサーバ内に保存された。

6.6 実験結果

16日にわたる実験で、30人の被験者各人から16日間分の NASA-TLX サーベイの回答データを収集した。そのうちデータ保存時のエラーやサーベイの記入忘れがあった3人を除く27人分のデータを解析対象の実験結果とした。また各被験者のスマートフォン上での通知に関して、“Random” ストラテジに関して1,130、“Breakpoint” ストラテジに関して1,032のデータを収集し、解析対象の実験結果とした。

6.6.1 ユーザのアプリケーション利用数

被験者が利用する多様なアプリケーションへの Attelia

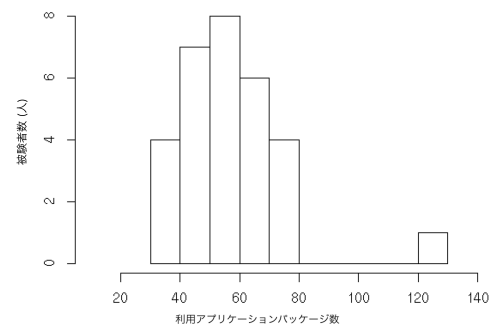


図5 被験者の利用アプリケーションパッケージ数

Fig. 5 The number of application packages used by participants.

表5 被験者の利用アプリケーションパッケージ数 (統計)

Table 5 The number of application packages used by participants (Statistics).

最小	平均	最大	標準偏差
35	57.6	123	17.2

の適用性を確認すべく、実験中に被験者のスマートフォン内で検知される UI イベントより、Android アプリケーションにおけるパッケージ数の単位から、被験者の利用するアプリケーション数を推定した。16日間の実験期間中、30人の被験者のデバイスで合計約2,500万のUIイベントが観測された。図5に被験者と利用パッケージ数に関するヒストグラムを示す。また表5に統計を示す。被験者のスマートフォン上で多様なアプリケーションが利用されていることが理解できる。

図5に示すとおり、1人の被験者が他の被験者と比べて非常に多くのアプリケーションを利用していることが分かった。本稿のこれ以降で紹介する実験結果分析はそれぞれ、この1人を含む27人のデータを対象としている。また一方、この1人を除外した分析もそれぞれ行い、各分析における有意差の有無や、本提案の有効性の検証において差異がないことを確認済みであることをここに記す。

6.7 結果分析：ユーザ認知負荷

30人の被験者各人から16日間分の NASA-TLX サーベイの回答データを収集し、そのうちデータ保存時のエラーやサーベイの記入忘れがあった3人を除く27人のデータを解析した。図6に、被験者と NASA-TLX Weighted Workload (WWL) スコアによる主観的認知負荷の値を示す。被験者によってスコアの分散に違いが見られることから、スコアの分散による被験者のクラスタ分析を試みた。まず Ward 法とユークリッド距離を用いて階層的クラスタ分析を行った。図7に示すデンドログラムにおいて、2つのクラスタが最終的に1つ(全被験者)に併合されるまでの高さ(すなわちクラスタ内データ平方和の2クラスタ間での違い)は、図下部に描かれたより多くの小クラスタ

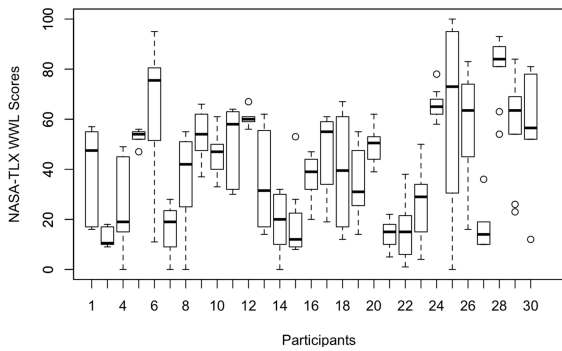


図 6 被験者と NASA-TLX WWL スコアのばらつき

Fig. 6 Variances of NASA-TLX WWL scores among the participants.

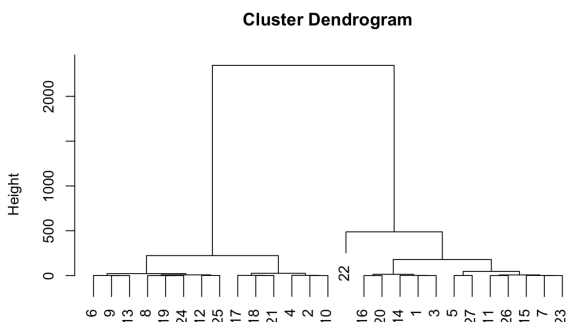


図 7 階層的クラスタ分析結果のデンドログラム (被験者ごとの WWL スコアの分散による)

Fig. 7 Resulting dendrogram of the hierarchical cluster analysis on the participant’s WWL score variances.

表 6 各クラスタの被験者数とスコア標準偏差

Table 6 The number of participants and score’s standard deviations of each cluster.

クラスタ名	被験者数	WWL 標準偏差の クラスタ内平均
“WWL sensitive”	13	21.38
“WWL insensitive”	14	8.19

群のそれと比べて十分に高いことが分かる。このことから、被験者群は、「スコアの分散」に関して相当程度明確に2つのクラスタに分けられると考えられる(確認のため、K-means 法による非階層的クラスタ分析(クラスタ数を2に設定)を行った。分割された2つのクラスタの構成は、両手法において同一だったことを記す)。表 6 に各クラスタの被験者数と WWL スコア標準偏差を示す。通知ストラテジによるスコアの変化の感度に関してクラスタリングをしているため、クラスタをそれぞれ “WWL sensitive”, “WWL insensitive” と名付けた。27人は13人と14人に分かれ、標準偏差には2倍以上の差が見られた。

2つのクラスタそれぞれにおける通知ストラテジと NASA-TLX WWL スコアの違いを図 8 に示す。“WWL sensitive” クラスタではストラテジごとに値に大きく差が観察された。最も重要な発見として、breakpoint タイ

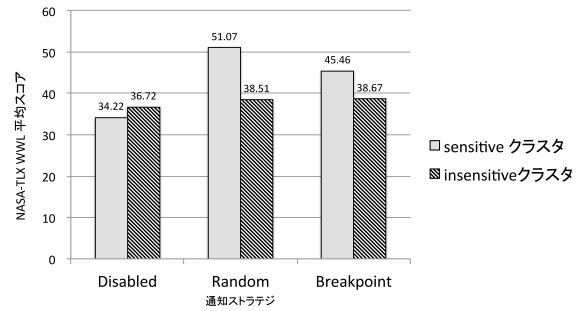


図 8 クラスタごとの通知ストラテジ別平均 WWL スコア

Fig. 8 The average WWL scores of each notification strategies for each cluster.

ミングの通知による割込みがユーザの認知負荷上昇の抑制に効果があることが明らかになった。認知負荷の比較分析におけるベースラインと位置づける “Disabled” と比べ、人々が既存の通知システムから受ける割込みを模した “Random” では、認知負荷に 49.2% の上昇が見られた。一方 Attelia が breakpoint を検知したタイミングのみで通知を行う “Breakpoint” ストラテジでは、“Disabled” と比べた認知負荷上昇は 32.9% に抑えられ、“Random” と比較して上昇幅が 33.3% 低減していることが分かる。

“WWL sensitive” クラスタにおいては、Friedman 検定の結果、通知ストラテジ間の WWL スコア差に有意性 ($\chi^2(2) = 8.5, p < 0.05$) が認められた。また Holm 法を用いた Wilcoxon の順位和検定による多重比較検定では、“Disabled” と “Random” ($p < 0.01, \gamma = 0.37$), “Random” と “Breakpoint” ($p < 0.05, \gamma = 0.20$) にそれぞれ有意性が認められた。“Disabled” と “Breakpoint” 間には有意差は認められなかった。また “WWL insensitive” クラスタにおいては、Friedman 検定の結果、通知ストラテジ間の WWL スコア差に有意性は認められなかった ($\chi^2(2) = 0.7, p > 0.05$)。

6.8 結果分析：フラストレーション

NASA-TLX WWL スコアを構成する尺度のうち、フラストレーションの尺度が最も本実験の特徴を表すと考えられることから、27人のサーベイデータに関して、特にフラストレーション尺度について分析を行った。図 9 に、被験者とフラストレーションのスコアの値を示す。

被験者によってスコアの分散に違いが見られることから、スコアの分散による被験者のクラスタ分析を試みた。まず Ward 法とユークリッド距離を用いて階層的クラスタ分析を行った。図 10 に分析結果を示す。WWL スコアの分散によるクラスタ分析時と同様、デンドログラムの形状的特徴から、被験者群は、「フラストレーションスコアの分散」に関して相当程度明確に2つのクラスタに分けられると考えられる(確認のため、本分析においても K-means 法による非階層的クラスタ分析(クラスタ数を2に設定)

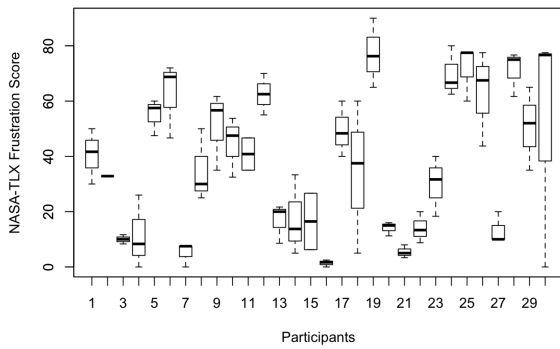


図 9 被験者とフラストレーションスコアのばらつき

Fig. 9 Variances of frustration scores among the participants.

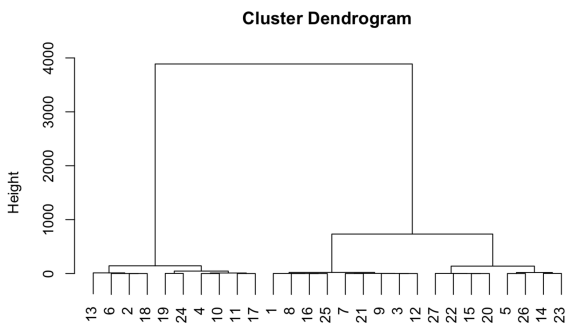


図 10 階層的クラスタ分析結果のデンドログラム (被験者ごとのフラストレーションスコアの分散による)

Fig. 10 Resulting dendrogram of the hierarchical cluster analysis on the participant's "Frustration" score variances.

表 7 各クラスタの被験者数とフラストレーションスコア標準偏差
Table 7 The Number of Participants and Frustration Score's Standard deviations of each cluster.

クラスタ名	被験者数	フラストレーション標準偏差 のクラスタ内平均
"FRU sensitive"	17	25.29
"FRU insensitive"	10	7.72

表 8 2つのクラスタ分析結果の比較

Table 8 Comparisons between two clustering analysis.

	FRU sensitive	FRU insensitive
WWL sensitive	13	0
WWL insensitive	4	10

を行った。分割された2つのクラスタの構成は、両手法において同一だったことを記す。

表 7 に各クラスタの被験者数とフラストレーションスコアの標準偏差を示す。通知ストラテジによるスコアの変化の感度に関してクラスタリングをしているため、クラスタをそれぞれ "FRU sensitive", "FRU insensitive" と名付けた。27人は17人と10人に分かれ、また標準偏差には3倍以上の差が見られた。

また、6.7節で行った、WWLスコアの分散によるクラスタ分析結果との結果の比較を、表 8 に示す。WWLス

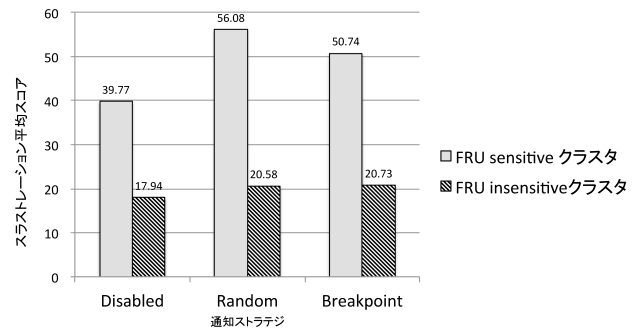


図 11 クラスタごとの通知ストラテジ別平均フラストレーションスコア

Fig. 11 The average frustration scores of each notification strategies for each cluster.

コアの分散によるクラスタリング時に "WWL sensitive" となった13人は、全員が本クラスタリング時にも "FRU sensitive" となった。一方、WWLスコアの分散によるクラスタリング時に "WWL insensitive" クラスタとなった14人は、うち10人が本クラスタリング時に "FRU insensitive" となり、4人は "FRU sensitive" となった。

2つのクラスタそれぞれにおける通知ストラテジとフラストレーションスコアの違いを図 11 に示す。"FRU sensitive" クラスタではストラテジごとに値に大きく差が観察された。breakpoint タイミングの通知による割込みが、フラストレーションの尺度においてもスコア上昇の抑制に効果があることが明らかになった。比較分析におけるベースラインと位置づける "Disabled" と比べ、"Random" では、フラストレーションスコアに41.0%の上昇が見られた。一方 "Breakpoint" ストラテジでは "Disabled" と比べた認知負荷上昇は27.6%に抑えられ、"Random" と比較して上昇幅が32.7%低減していることが分かる。

"FRU sensitive" クラスタにおいては、Friedman 検定の結果、通知ストラテジ間のフラストレーションスコア差に有意性 ($\chi^2(2) = 4.7, p < 0.05$) が認められた。また Holm 法を用いた Wilcoxon の順位和検定による多重比較検定では、"Disabled" と "Random" ($p < 0.05, \gamma = 0.33$)、"Disabled" と "Breakpoint" ($p < 0.05, \gamma = 0.22$)、"Random" と "Breakpoint" ($p < 0.05, \gamma = 0.17$) に有意差が認められた。また "FRU insensitive" クラスタにおいては、Friedman 検定の結果、通知ストラテジ間のフラストレーションスコア差に有意性は認められなかった ($\chi^2(2) = 4.2, p > 0.05$)。

6.9 結果分析：ポップアップへの応答所要時間

次に、被験者のポップアップウィンドウへの応答所要時間に関して分析を行った。応答所要時間は、ポップアップが画面に表示されてからユーザにボタンが押されるまでの所要時間である。被験者全体では、"Random" における平均応答時間は3.18秒であるのに対し、"Breakpoint" では

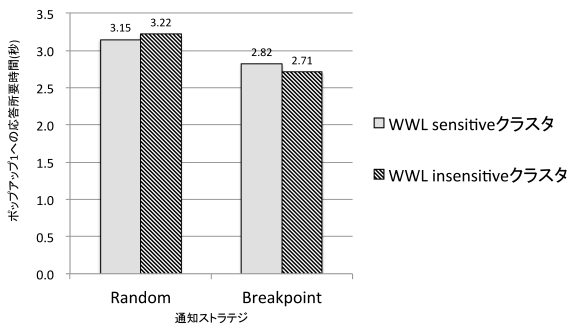


図 12 ポップアップへの応答所要時間 (WWL 分散クラスタごと)
 Fig. 12 Response time for the popup windows (Each “WWL Variance”-based clusters).

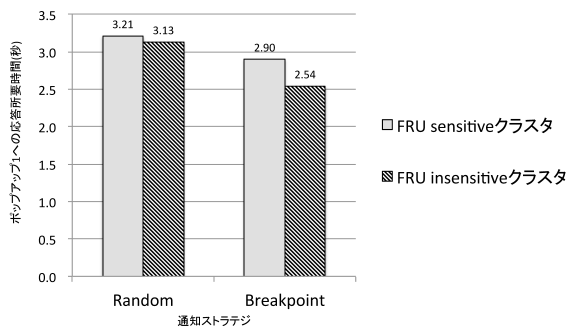


図 13 ポップアップへの応答所要時間 (フラストレーション分散クラスタごと)
 Fig. 13 Response time for the popup windows (Each “Frustration”-based clusters).

2.77 秒となり、12.9%の減少が確認された。Wilcoxon の符号順位検定を行い、ストラテジ間の応答時間の違いに有意性が認められた (被験者全体: $W = 343$, $Z = -3.19$, $p < 0.05$, $\gamma = 0.37$)。

図 12 に、WWL スコア分散によるクラスタごとの分析結果を示す。“WWL sensitive” クラスタで 10.5%，“WWL insensitive” クラスタで 15.8%の減少となった。Wilcoxon の符号順位検定を行い、ストラテジ間の応答時間の違いに有意性が認められた (“WWL sensitive” クラスタ: $W = 92$, $Z = 1.82$, $p < 0.05$, $\gamma = 0.21$ ，“WWL insensitive” クラスタ: $W = 81$, $Z = 2.48$, $p < 0.05$, $\gamma = 0.28$)。

またフラストレーションスコアの分散による各クラスタについても分析を行った。結果を図 13 に示す。“FRU sensitive” クラスタで 9.7%，“FRU insensitive” クラスタで 18.8%の減少が確認された。Wilcoxon の符号順位検定から、ストラテジ間の応答時間の違いに有意性が認められた (“FRU sensitive” クラスタ: $W = 138$, $Z = 2.28$, $p < 0.05$, $\gamma = 0.31$ ，“FRU insensitive” クラスタ: $W = 49$, $Z = 2.19$, $p < 0.05$, $\gamma = 0.30$)。

7. 関連研究

割込みに適したタイミングを発見するための初期の研究として Horvitz らは、デスクトップコンピューティング

環境において、デバイスとのインタラクション、画像や音声認識、オンラインカレンダーなどのコンテキスト情報を用いて割込み可能性を推論した [28]。同研究においては、実時間での処理ではなく事後的なデータ解析のアプローチがとられた。Begole ら [29]、Horvitz ら [30] の研究は、実時間で割込み可能性の検出を行う第 1 世代のシステムといえるが、専用のハードウェアを必要とした。Iqbal ら [14]、[31] は、デスクトップ上の通知を、実時間で検出した割込みに適したタイミングまで遅らせる OASIS を提案した。OASIS は、ユーザによるグラウンド・トゥールズ注釈とユーザ・アプリケーション間のインタラクションを用いて、breakpoint [10] の検出に着目した。

より近年では、モバイルデバイスを対象にした割込み可能性に関する研究が行われている。Ho らは、ユーザの物理的アクティビティ切替えのタイミングで割込みを行うために、身体装着型のワイヤレス加速度センサを用いた [32]。実験の結果、ユーザの心理的負担は、割込みがアクティビティの切替え時に行われた場合に最少化されることが判明した。Ho らのアプローチは外部の身体装着型センサを必要とする一方、Attelia はスマートフォンのみでその機能を実現する。Fischer らは、携帯電話での通話および SMS 操作直後のタイミングにおける割込み可能性に焦点を当てた [33]。ユーザは、それらのタイミングにおいて、他の任意のタイミングと比較して通知への高い応答性を示す傾向が見られた。Fischer らのアプローチは通話や SMS に関連した操作のみに焦点を当てる一方、本研究では、通話や SMS も含むスマートフォンにインストールされた多様なアプリケーション全般を対象としている。Smith らは、通話の着信に注目し、自動的に通話の着信モードを、自動応答、自動着信拒否や、無視といった別のモードに切り替える、「緩和/沈静化」のアプローチを採用した [34]。長期にわたるユーザ実験の結果同アプローチは、コンセプト・ドリフトが起きる状況においても有効に機能した。Smith らのアプローチは本研究における「通知のスケジューリング」アプローチと直行し、したがって、両アプローチの組合せも可能と考えられる。

Hofte らは、割込み可能性の研究にスマートフォンを採用した。同研究では生活サンプリング法を用い、位置情報、移動手段状態、同行者、アクティビティといったコンテキスト情報を割込み可能性のモデル構築に利用した [24]。Pejovic らもまた、スマートフォンにおける割込み可能性に着目し、InterruptMe を提案した [25]。アクティビティ、位置情報、1 日における時間、感情やエンゲージメント状態といったコンテキスト情報を収集して、同システムは割込み可能性を判断する。これらのアプローチは、スマートフォンの各種センサ情報に基づき動作する一方、対照的に本研究のアプローチは、ユーザインタラクションを利用し、特にユーザが能動的にデバイス进行操作している期間に着目

表 9 認知負荷の抑制具合に関する関連研究比較
Table 9 Comparisons of related work on reduction of cognitive load.

研究	認知負荷抑制に利用している情報	特定精度	効果 (尺度, 結果, 測定方法)	認知負荷の抑制具合
Iqbal [31]	デスクトップコンピューティングで特定のタスクを遂行中の breakpoint	分類正解率: 59% (プログラミング), 52% (図形編集)	フラストレーション: 20%減少 (7-likert scale)	○
Ho [32]	人間の物理的アクティビティの変化	分類正解率: 91.2%	割込み可能性: 12~18%改善 (5-likert scale)	(直接比較不能)
Fischer [33]	スマートフォンでの通話および SMS を読む操作の終了タイミング	分類正解率: 100% (*機械学習でない)	タイミングの適切さ: (有意差なし) (5-likert scale), 割込みタスクに要した負担: (有意差なし) (5-likert scale)	(直接比較不能)
Pejovic [25]	スマートフォン上での時間, 加速度, 場所 (GPS), ユーザ手動入力の情報 (1人か否か, 現在のアクティビティ種別やエンゲージメント度合い, 感情など) に基づく “interruptibility 度”	適合率: 64%, 再現率: 41%	割込み可能性: (有意差なし) (5-likert scale)	(直接比較不能)
本提案手法	スマートフォン上でのアプリケーション利用中の breakpoint	分類正解率: 82.6%	フラストレーション: 32.7%減少 (NASA-TLX 内フラストレーション 100 点満点)	◎

している。多様なモバイル/ウェアラブルデバイスが登場する中、何らかの入出力インタフェースが搭載され、ユーザが入力インタフェースを操作し、出力インタフェースが何らかの情報ユーザへ提供するというユーザ・デバイス間インタラクションが発生するようなデバイスであれば、インタラクションに関するデータをセンサデータとして用いる Attelia のアプローチは、デバイスの物理センサ構成にかかわらず適用可能であると考えられる。また 5 章で述べた電力消費の評価では、本研究のアプローチは、これら 2 つの関連研究が採用しているスマートフォン内の複数の物理センサを組み合わせたセンシングアプローチよりも高い省電力性を示した。またこれら 2 つの関連研究は、利用ユーザが手動で入力する各種のコンテキスト情報に依存する。InterruptMe においては、同システム利用ユーザの割込み可能性を推定するために、利用ユーザ自身が「感情状態」や「エンゲージメント状態」といったコンテキスト情報をつねに手動で入力する必要がある。一方 Attelia においては、収集したグラウンド・トゥルースを元にモデル構築を行った後、実時間 breakpoint 検知モードにおいては、システムからの UI イベント情報のみを利用し、利用ユーザによる手動の情報入力を必要としない。

割込みに適切なタイミングを実時間で検知するシステムを実装し、同タイミングでの割込みのユーザによる評価 (フラストレーション, 適切さなど) を行った 4 つの関連研究に関して、表 9 に、(1) 認知負荷抑制に利用している情報、その (2) 特定精度、(3) ユーザ評価実験からの効果を示し、また認知負荷の抑制具合の面での比較を示す。各研究において認知負荷抑制に利用している情報が異なることに加え、ユーザ評価実験における効果の尺度と測定

方法もまた異なる。評価尺度に関しては、大きく Iqbal らと本提案手法が使用している「フラストレーション」と、Ho らおよび Pejovic らが測定している「割込み可能性」(interruptibility) 尺度に分かれる。また Fischer らは割込みタイミングの「適切さ」(appropriateness) および「負担」(burden) の尺度を用いている。Iqbal らの研究ではフラストレーションに 20%の減少が確認されており、認知負荷の抑制具合を“○”とした。本提案手法は、フラストレーションに関しては 6.8 節に示したとおり、32.7%の減少が確認されており、Iqbal らと比較して“◎”とした。Ho らの評価では、ユーザの割込み可能性が 12~18%改善されたが、「割込み可能性」と「フラストレーション」の間で直接数値を比較することは適当でないため、“(直接比較不能)”とした。Fischer ら、Pejovic らの評価においても同様の理由により“(直接比較不能)”とした。またこれら 2 つのシステムは、ユーザ評価結果においてシステム非使用時と比べて有意な差が出ていない。

8. 終わりに

本研究では、ユーザのアテンションに対するコンピュータシステムの適応的動作を実現するため、ユーザの認知負荷を低減する割込み通知タイミングを検知する新しいミドルウェア Attelia を提案した。Attelia は、ユーザのモバイルデバイス上で外部の生体センサを必要とすることなく動作し、実時間で通知タイミングを検知する。またミドルウェアとして多様なアプリケーションに対する高い適用性を持つ。30 人の被験者による 16 日間にわたるユーザ実験は Attelia の有効性を示した。Attelia が検知する breakpoint タイミングで提示された通知は、従来タイミングの通知と

比べて有意に低いユーザ認知負荷およびプラストレーションを示した。

本研究の最終的な目標である、ユーザのアテンション状態に適応的なコンピュータシステム実現に向けては、興味深い今後の研究課題も明らかとなった。実験データ解析の結果発見された WWL スコアおよびプラストレーションにおけるクラスタのさらなる調査や、現在 Attelia を利用するユーザがどのクラスタに属するユーザかに関する（事後のサーベイを用いない）機械的かつ実時間での判定は、今後の研究課題といえよう。またユーザがインストールするアプリケーションが発信する「実際の通知」のスケジューリングを実現する API の技術開発と、それを用いた評価は、今後のより広範な Attelia の評価において必要といえる。我々は次第に多くのデバイス所持、携帯し、同時に利用しつつある。Attelia アーキテクチャの複数デバイス上での実装および協調動作に基づく breakpoint 検知は、マルチデバイス時代における次の大きな研究課題である。ユーザとアプリケーションのインタラクション情報をセンサとして利用する我々のアプローチは、多様なデバイスが登場する状況においても、ユーザ・デバイス間の入出力インタフェースが実装されその間に操作と情報提示のインタラクションが発生する限りは、適用可能なアプローチであるとの仮説を持ち、今後の研究を継続していく。

参考文献

- [1] Garlan, D., Siewiorek, D., Smalagic, A. and Steenkiste, P.: Project Aura: toward distraction-free pervasive computing, *Pervasive Computing, IEEE*, Vol.1, No.2, pp.22–31 (online), DOI: 10.1109/MPRV.2002.1012334 (2002).
- [2] Kahneman, D.: *Attention and effort*, Prentice-Hall, Inc. (1973).
- [3] デロイトトーマツコンサルティング株式会社: 2012 年グローバルモバイル消費者調査 (2012), 入手先 (http://www.deloitte.com/view/en_GB/uk/industries/tmt/telecommunications/global-mobile-consumer-survey-2012/).
- [4] Deloitte Touche Tohmatsu Limited: Deloitte Global Mobile Consumer Survey 2012 (2012), available from (http://www.deloitte.com/view/en_GB/uk/industries/tmt/telecommunications/global-mobile-consumer-survey-2012/).
- [5] Google Inc.: The New Multi-Screen World — Think with Google (2012), available from (<http://www.google.com/think/research-studies/the-new-multi-screen-world-study.html>).
- [6] Adamczyk, P.D. and Bailey, B.P.: If not now, when?: the effects of interruption at different moments within task execution, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '04*, New York, NY, USA, ACM, pp.271–278 (online), DOI: 10.1145/985692.985727 (2004).
- [7] Bailey, B.P. and Konstan, J.A.: On the need for attention-aware systems: Measuring effects of interruption on task performance, error rate, and affective state, *Computers in Human Behavior*, Vol.22, No.4, pp.685–708 (online), DOI: 10.1016/j.chb.2005.12.009 (2006).
- [8] Czerwinski, M., Cutrell, E. and Horvitz, E.: Instant messaging: Effects of relevance and timing, *People and computers XIV: Proc. HCI*, Vol.2, British Computer Society, pp.71–76 (2000).
- [9] Kreifeldt, J.G. and McCarthy, M.E.: Interruption as a test of the user-computer interface, *JPL Proc. 17th Annual Conference on Manual Control*, pp.655–667 (1981).
- [10] Newton, D. and Engquist, G.: The perceptual organization of ongoing behavior, *Journal of Experimental Social Psychology*, Vol.12, No.5, pp.436–450 (1976).
- [11] Gould, S., Brumby, D., Cox, A., González, V., Salvucci, D. and Taatgen, N.: Multitasking and interruptions: A SIG on bridging the gap between research on the micro and macro worlds, *CHI'12 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp.1189–1192 (2012).
- [12] Zijlstra, F.R., Roe, R.A., Leonora, A.B. and Krediet, I.: Temporal factors in mental work: Effects of interrupted activities, *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, Vol.72, No.2, pp.163–185 (1999).
- [13] Speier, C., Valacich, J.S. and Vessey, I.: The influence of task interruption on individual decision making: An information overload perspective, *Decision Sciences*, Vol.30, No.2, pp.337–360 (1999).
- [14] Iqbal, S.T. and Horvitz, E.: Notifications and Awareness: A Field Study of Alert Usage and Preferences, *Proc. 2010 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work, CSCW '10*, New York, NY, USA, ACM, pp.27–30 (online), DOI: 10.1145/1718918.1718926 (2010).
- [15] Iqbal, S.T. and Bailey, B.P.: Understanding and Developing Models for Detecting and Differentiating Breakpoints During Interactive Tasks, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '07*, New York, NY, USA, ACM, pp.697–706 (online), DOI: 10.1145/1240624.1240732 (2007).
- [16] Iqbal, S.T. and Bailey, B.P.: Investigating the Effectiveness of Mental Workload As a Predictor of Opportunity Moments for Interruption, *CHI '05 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, CHI EA '05*, New York, NY, USA, ACM, pp.1489–1492 (online), DOI: 10.1145/1056808.1056948 (2005).
- [17] Iqbal, S.T. and Bailey, B.: Leveraging Characteristics of Task Structure to Predict the Cost of Interruption, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '06*, New York, NY, USA, ACM, pp.741–750 (online), DOI: 10.1145/1124772.1124882 (2006).
- [18] Burke, J., Estrin, D., Hansen, M., Parker, A., Ramanathan, N., Reddy, S. and Srivastava, M.B.: Participatory sensing, In: *Workshop on World-Sensor-Web (WSW 2006): Mobile Device Centric Sensor Networks and Applications*, pp.117–134 (2006).
- [19] Hoshiba, M., Kamigaichi, O., Saito, M., Tsukada, S. and Hamada, N.: Earthquake early warning starts nationwide in Japan, *Eos, Transactions American Geophysical Union*, Vol.89, No.8, pp.73–74 (2008).
- [20] Haapalainen, E., Kim, S., Forlizzi, J.F. and Dey, A.K.: Psycho-physiological measures for assessing cognitive load, *Proc. 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing, Ubicomp '10*, New York, NY, USA, ACM, pp.301–310 (online), DOI: 10.1145/1864349.1864395 (2010).
- [21] Machine Learning Group at the University of Waikato: Weka 3: Data Mining Software in Java, available from

(<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>).

[22] Samsung Electronics Co., Ltd.: Galaxy Nexus, available from (<http://www.samsung.com/us/mobile/cell-phones/GT-I9250TSGGEN>).

[23] Monsoon Solutions Inc.: Monsoon Power Monitor, available from (<http://www.msoon.com/LabEquipment/PowerMonitor/>).

[24] ter Hofte, G.H.H.: Xensible Interruptions from Your Mobile Phone, *Proc. 9th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services, MobileHCI '07*, New York, NY, USA, ACM, pp.178–181 (online), DOI: 10.1145/1377999.1378003 (2007).

[25] Pejovic, V. and Musolesi, M.: InterruptMe: Designing Intelligent Prompting Mechanisms for Pervasive Applications, *Proc. 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, UbiComp '14*, New York, NY, USA, ACM, pp.395–906 (online), DOI: 10.1145/2493432.2493445 (2014).

[26] Okoshi, T., Ramos, J., Nozaki, H., Nakazawa, J., Dey, A.K. and Tokuda, H.: Attelia: Reducing User's Cognitive Load due to Interruptive Notifications on Smart Phones, *Proc. IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications 2015, PerCom '15* (2015).

[27] Hart, S.G. and Staveland, L.E.: Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of Empirical and Theoretical Research, *Human Mental Workload*, Hancock, P.A. and Meshkati, N. (Eds.), Advances in Psychology, Vol.52, North-Holland, pp.139–183 (online), DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S0166-4115\(08\)62386-9](http://dx.doi.org/10.1016/S0166-4115(08)62386-9) (1988).

[28] Horvitz, E. and Apacible, J.: Learning and Reasoning About Interruption, *Proc. 5th International Conference on Multimodal Interfaces, ICMI '03*, New York, NY, USA, ACM, pp.20–27 (online), DOI: 10.1145/958432.958440 (2003).

[29] Begole, J.B., Matsakis, N.E. and Tang, J.C.: Lilsys: Sensing Unavailability, *Proc. 2004 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work, CSCW '04*, New York, NY, USA, ACM, pp.511–514 (online), DOI: 10.1145/1031607.1031691 (2004).

[30] Horvitz, E., Koch, P. and Apacible, J.: BusyBody: Creating and Fielding Personalized Models of the Cost of Interruption, *Proc. 2004 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work, CSCW '04*, New York, NY, USA, ACM, pp.507–510 (online), DOI: 10.1145/1031607.1031690 (2004).

[31] Iqbal, S.T. and Bailey, B.P.: Oasis: A Framework for Linking Notification Delivery to the Perceptual Structure of Goal-directed Tasks, *ACM Trans. Computer-Human Interaction*, Vol.17, No.4, pp.15:1–15:28 (online), DOI: 10.1145/1879831.1879833 (2010).

[32] Ho, J. and Intille, S.S.: Using Context-aware Computing to Reduce the Perceived Burden of Interruptions from Mobile Devices, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '05*, New York, NY, USA, ACM, pp.909–918 (online), DOI: 10.1145/1054972.1055100 (2005).

[33] Fischer, J.E., Greenhalgh, C. and Benford, S.: Investigating Episodes of Mobile Phone Activity As Indicators of Opportune Moments to Deliver Notifications, *Proc. 13th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services, MobileHCI '11*, New York, NY, USA, ACM, pp.181–190 (online), DOI: 10.1145/2037373.2037402 (2011).

[34] Smith, J. and Dulay, N.: RingLearn: Long-term mitigation of disruptive smartphone interruptions, *2014 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops)*, pp.27–35 (online), DOI: 10.1109/PerComW.2014.6815160 (2014).



大越 匡 (正会員)

1998年慶應義塾大学環境情報学部卒業。2000年同大学大学院政策・メディア研究科修士。2006年カーネギーメロン大学計算機科学部計算機科学科修士 (M.S. in Computer Science)。企業勤務を経て、2012年シンガポール経営大学情報システム学部研究員、2015年慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科博士。現在、慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科特任講師。モバイルコンピューティングシステム、ユビキタスコンピューティングシステム、分散システム、ヒューマン・コンピューティング・インタラクションに関する研究に従事。IEEE, ACM各会員。



野崎 大幹 (学生会員)

1993年生。現在、慶應義塾大学環境情報学部。主に、ユビキタスコンピューティング、サイバーフィジカルシステム、ヒューマンコンピュータインタラクション、ヒューマンロボットインタラクション等の研究に従事。ACM会員。



フリアン ラモス

カーネギーメロン大学ヒューマン・コンピュータ・インタラクション研究所リサーチプログラマー。行動認識、ストレス認識、ルーチン検知やモデリングといった、ヒューマン・コンピュータ・インタラクション分野における機械学習アプリケーションの研究に従事。機械工学学士 (ミシガン・ヌエバ・グラナダ大学)。



中澤 仁 (正会員)

慶應義塾大学環境情報学部准教授。博士(政策・メディア)。ミドルウェア, システムソフトウェア, ユビキタスコンピューティング等の研究に従事。日本ソフトウェア科学会, IEEE 各会員。



アニンド K デイ

1993年サイモンフレーザー大学計算機工学学士 (B.Ap.Sc. in Computer Engineering)。1995年ジョージア工科大学宇宙工学修士 (M.S. in Aerospace Engineering)。2000年ジョージア工科大学計算機科学修士および博士 (M.S. and Ph.D. in Computer Science)。2004年までインテル社上席研究員の後、カーネギーメロン大学計算機科学部ヒューマン・コンピュータ・インタラクション研究所に参画、現在、同研究所所長 (Charles M. Geschke Chair and Director of HCII)。CHI アカデミー会員であり、ヒューマン・コンピュータ・インタラクション、ユビキタス・コンピューティング、機械学習分野において200以上の論文を執筆。現在、Personal and Ubiquitous Computing ジャーナル編集委員および、IEEE Pervasive Computing 准編集長。



徳田 英幸 (フェロー)

1975年慶應義塾大学工学部卒業。同大学大学院工学研究科修士。ウォータールー大学計算機科学科博士 (Ph.D. in Computer Science)。米国カーネギーメロン大学計算機科学科研究准教授を経て、1990年慶應義塾大学環境情報学部に勤務。慶應義塾常任理事を経て、現職。専門は、ユビキタスコンピューティングシステム, OS, Cyber-Physical Systems 等。日本ソフトウェア学会フェロー。現在、情報処理学会副会長, 日本学術会議会員, 情報通信審議会委員等を務める。