

# スマートフォンでのニュース閲覧における タッチジェスチャを用いたアトラクティブフレーズの特定 Touch Gesture on Smartphones to Find Attractive Phrases in News Browsing

伊藤 翔平<sup>†</sup> 吉田 拓也<sup>‡</sup> 原田 史子<sup>§</sup> 島川 博光<sup>†</sup>  
Shohe Ito Takuya Yoshida Fumiko Harada Hiromitsu Shimakawa

## 1. はじめに

近年、スマートフォンユーザが増加している。彼らはスマートフォンを使ってWebニュースをよく閲覧する<sup>1</sup>。そのさい、ユーザはアトラクティブフレーズに遭遇することがある。ユーザは予期せず遭遇したアトラクティブフレーズに興味を抱くとき、アトラクティブフレーズに対する情報を得ようとするが、ユーザはスマートフォンの小さな画面を操作しなくてはならず、検索エンジンへのアトラクティブフレーズ誤入力のような操作ミスをしてしまう。そうした操作ミスが、検索ミスを引き起こし、ユーザは多くのストレスを感じるようになる<sup>2</sup>。

本論文では、ニュース記事閲覧中、タッチジェスチャの履歴に基づいて、記事上にアトラクティブフレーズが現れたニュース記事の範囲を特定する手法を提案する。タッチジェスチャによって、偶発的に遭遇したアトラクティブフレーズの存在範囲を、素早くとらえることができる。そして、とらえた記事範囲を分析することによって、アトラクティブフレーズを特定することができる。さらに、特定したアトラクティブフレーズの関連ページはスマートフォン上で自動的に推薦される。よって、提案手法によって、アトラクティブフレーズの検索のさいのストレスを軽減することができる。

## 2. スマートフォンでのWebニュース閲覧

### 2.1 アトラクティブフレーズへの遭遇

はじめに、スマートフォンでニュースを閲覧しているユーザがアトラクティブフレーズに遭遇するときの例を紹介する。例えば、ユーザが“Nobel medical prize goes to 2 Americans, 1 German”<sup>3</sup>という記事を読むとする。ユーザがその記事を読んでいるとき、偶然“Karolinska Institute”という語句を見つけ、この語句にユーザは興味を引かれる。本論文では、このようにニュース閲覧中のユーザの注意を引く語句をアトラクティブフレーズとして定義する。例では、アトラクティブフレーズである“Karolinska Institute”についての関連情報がユーザの読んでいる記事に存在しなかったため、ユーザは“Karolinska Institute”についてのWebページの検索をしようとする。そのとき検索のために小さな画面を操作しなくてはならず、そこで発生する操作ミスなどによってユーザは煩わしさを感じる。もし、アトラクティブフレーズの自動推薦を用いて、素早くアトラクティブフレーズ

ズの関連ページを推薦できれば、この例のようなユーザは快適なWebニュースの閲覧を楽しむことができる。

### 2.2 アトラクティブフレーズの種類

アトラクティブフレーズは、その語句への興味の種類で数タイプに分類できる。本論文では2タイプの興味による、2種類のアトラクティブフレーズを扱う。

1番目のタイプは、突発的にユーザの注意を引くアトラクティブフレーズである。このタイプのアトラクティブフレーズは、ユーザがそれらのアトラクティブフレーズの意味をよく知らなかったり、アトラクティブフレーズ自身に興味を抱いているというような語句である。

2番目のタイプは、元々アトラクティブフレーズ自身に興味を抱いている、または、遭遇したアトラクティブフレーズが元々興味のあるジャンルの語句だったというタイプである。このタイプのアトラクティブフレーズは、アトラクティブフレーズの存在するニュース記事範囲に対して特別な興味をユーザに喚起させる。

### 2.3 関連研究

ユーザの興味によってWebページを推薦するための手法が開発されている。Webページの閲覧履歴やソーシャルブックマークを用いた既存手法[1]、[2]は閲覧やブックマークされたページから共通の語句を抽出することができる可能性がある。しかしながら、これらの既存手法を、アトラクティブフレーズの自動特定に適用するのは難しい。

ニュースの閲覧においては、何日分かのニュース記事を一度に閲覧したり、ニュース記事の内容に関わらずランダムにニュース記事を読むといったケースのユーザが存在する。そのような閲覧の振る舞いが、突発的で、きわめて短期間での興味の変異をもたらす。そうしたユーザは必ずしも、何日かの間に、自分の現在の興味に関連のある記事を特別多く閲覧している訳ではなく、それと同じくらい興味に関連している内容が発生している訳ではない。読んでいる多くの記事の内容がユーザの嗜好外の可能性があるので、閲覧記事群から既存の手法によって傾向や嗜好を特定するのは難しい。閲覧しているそのときそのときのユーザが興味を持っている内容には一貫性がない。よって、閲覧記事群に共通する語句というのは、アトラクティブフレーズではない。

ニュース閲覧中にユーザが遭遇するアトラクティブフレーズを処理するために、ユーザがニュース記事を読んでいるまさにそのときの状況の情報を扱う必要がある。

## 3. タッチジェスチャによる記事範囲の抽出

### 3.1 推薦システムの概要

ユーザのストレスなしでニュース記事閲覧の現状を観測するため、本研究ではスマートフォンでの記事閲覧時のタッチジェスチャを利用している。Webニュースの記事を閲覧しているさいのタッチジェスチャの履歴は、スマートフォンの画面上に映し出されたニュース記事の

<sup>†</sup>立命館大学情報理工学部

<sup>‡</sup>立命館大学大学院情報理工学研究科

<sup>§</sup>(株)コネクストドットコム

<sup>1</sup><http://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000342.000000112.html> (accessed 26, January, 2014).

<sup>2</sup><http://news.livedoor.com/article/detail/5965000> (accessed 26, January, 2014).

<sup>3</sup><http://edition.cnn.com/2013/10/07/health/nobel-prize-medicine/index.html?iref=allsearch> (accessed 14, January, 2014).

範囲の推移を表す時系列によって表現される。本研究では時系列を表現したグラフをジェスチャトレイルとする。また、本研究では画面のニュース記事の範囲の縦の推移のみに着目する。ユーザは記事の表示範囲を上下に動かすためのタッチジェスチャとしてスワイプを用いる。Webニュース記事の閲覧において、どのようにスワイプを行ったかをジェスチャトレイルが表現しており、ユーザがアトラクティブフレーズに遭遇したタイミングと、そのとき映し出されている範囲も情報として含まれている。

本論文では、閲覧中のタッチジェスチャによって変化するジェスチャトレイルから、即時かつ自動的にアトラクティブフレーズを含むニュース記事範囲を特定する手法を提案する。記事の内容だけでなく、タッチジェスチャも観測することで、提案手法はアトラクティブフレーズの存在、そして興味のある分野と興味のない分野についてのそれぞれの閲覧記事の一貫性のない閲覧を処理することができる。この手法の実現により、特定されたニュース記事の範囲から得られるアトラクティブフレーズの関連 Web ページの推薦システムの構築できる。

図1は提案手法に基づく推薦システムの概要を示している。推薦システムは、学習フェーズと認識フェーズ2つのフェーズによって機能している。はじめに、学習フェーズについて説明する。システム導入後のある一定期間は、システムはニュース記事を読むさいのジェスチャトレイルと、ユーザがアトラクティブフレーズを見つけた位置情報を蓄積する。そうして蓄積したデータを教師データとする。教師データから、ユーザがアトラクティブフレーズを見つけた時間のジェスチャトレイルを抽出する。これらのジェスチャトレイルによって、ユーザがアトラクティブフレーズに遭遇した状況を特定できる。そうした状況を特定するために抽出された特有のジェスチャトレイルを、本研究ではジェスチャパターンと定義する。語句の推薦において認識フェーズでは、現在の閲覧状況を示すジェスチャトレイルと、得られたジェスチャパターンを比較する。ジェスチャトレイルとジェスチャパターンを一致させることで、アトラクティブフレーズを含むニュース記事の範囲を特定し、即時に対応できる。その後、その範囲を分析することで対応するアトラクティブフレーズを抽出することができる。取得したそれぞれのアトラクティブフレーズの関連ページをユーザに推薦することで、ユーザがストレスなしでアトラクティブフレーズの詳細情報を取得できる。

本論文では学習フェーズでの手法と、語句推薦でのアトラクティブフレーズの存在範囲の抽出手法を提案する。

### 3.2 ジェスチャトレイル

ユーザがスマートフォンで Web を閲覧するさい、Web ページ全体というよりむしろ Web ページの一部がたいてい画面に映し出されている。ユーザがスワイプをするとき、画面に表示されている範囲は連続的に変化する。ユーザが縦方向のスワイプを行うさい、画面に映された範囲の上端と下端の座標が変化する。図2で示されているように、ジェスチャトレイルはスマートフォンの画面の表示範囲の推移を示したグラフである。図2の横軸は、計測時間を秒で表している。縦軸は記事の左上の端の座標から pixel で、縦方向の座標の推移を表している。注意すべき点として、縦軸の方向は上方向である点を示し

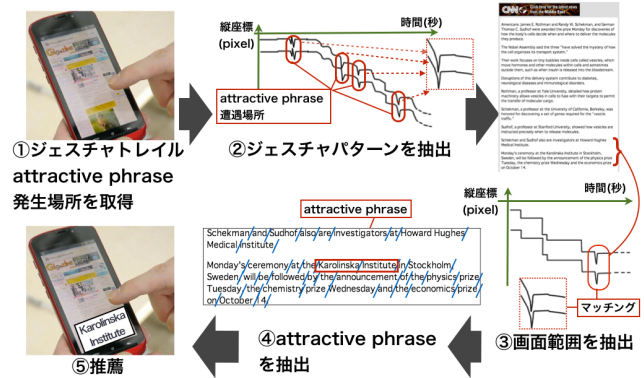


図1: システム概要図

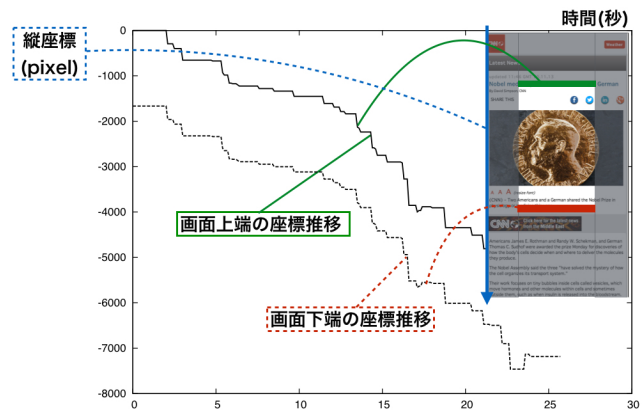


図2: ジェスチャトレイル

ておく。したがって、10pixel 下方向に縦方向に座標が進むとすると、-10pixel 進んだことになる。図2より、ジェスチャトレイルは2本のグラフから構成されている。図2において、実線はスマートフォンの画面表示範囲の上端の座標の縦方向の推移を示している。一方で、破線はスマートフォンの画面表示範囲の下端の座標の縦方向の推移を示している。ニュース記事を閲覧する間、同じ時間の実線と破線の縦座標の差は、スマートフォンのスクリーンに映る記事の縦の pixel 値と一致する。本研究では縦方向のスワイプのみに焦点を絞っているため、2本の線のうちの1本を使うべきである。それゆえ、本研究では画面上端の縦方向の座標に着目する。

### 3.3 ジェスチャパターン

アトラクティブフレーズが現れるとき、ジェスチャトレイルの特徴的な傾向を観測できる。本論文ではその特徴的な傾向をジェスチャパターンと定義する。予備実験より、ユーザがアトラクティブフレーズに遭遇するさいのジェスチャトレイルから2種類のジェスチャパターンを発見した。それぞれのタイプの説明は以下の通りである。

#### slow-down パターン

ユーザが下方向に記事を閲覧していくさい、表示されている記事範囲の縦座標は下向きに推移している。ジェスチャトレイルは負の方向の速度を持つ。図3(a)のように、slow-down パターンとは、上方向の加速度によって縦方向の座標の負の速度が徐々に緩められていくパターンである。こうした状況は閲覧の早さが徐々に低下していることを意味する。

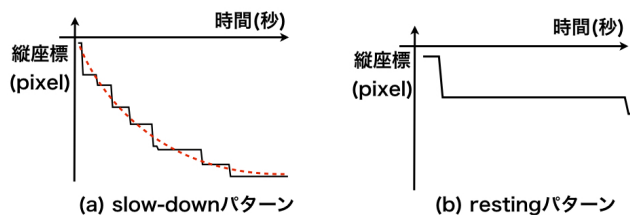


図3: ジェスチャパターン

このジェスチャパターンが継続している期間は、ニュース記事内に、ユーザの注目を集めるアトラクティブフレーズが突発的に現れるという状況である。アトラクティブフレーズを含む部分の記事をより注意深く読むため、ユーザが画面上に表示されている記事範囲の速度を落とす状況と slow-down パターンは一致する。それゆえ、slow-down パターンは局地でアトラクティブフレーズがユーザの注意を引くために発生しているジェスチャパターンかもしれない。

#### resting パターン

図3(b)に示されるように、resting パターンとは、ある一定の期間同じ座標で推移を止めているパターンである。このパターンの発生は、止まっている座標付近の記事の内容にユーザが興味を抱いたという状況を暗示している。そして、その記事範囲にユーザのアトラクティブフレーズが含まれることが期待される。

resting パターン発生時、アトラクティブフレーズの発生した記事範囲をユーザが注意深く閲覧するので、ユーザはすでにアトラクティブフレーズ自身を知っているか、そのフレーズの関連内容を知っている可能性が高い。注意深い閲覧は、ユーザが記事範囲の内容にもともと興味を持っていたことを暗示している。それゆえ、resting パターンは主に、ユーザが元来、または意識的に興味を持ったアトラクティブフレーズに対して発生することが推定される。

2. 章で述べたアトラクティブフレーズの両方のタイプを考慮するため、本研究では slow-down パターンと resting パターンの2つのジェスチャパターンを用いる。

注意点として、それぞれのジェスチャパターンにおけるジェスチャトレイルの傾向はすべてのユーザに共通しており、グラフの具体的な関数が個人ごとに変化する。例えば、slow-down パターンにおいては、速度がゆっくりになるさいの初速は、閲覧速度の早いユーザの方が、閲覧速度の遅いユーザよりより大きい。したがって、本研究ではグラフの固有関数を検出するために、slow-down パターンと resting パターンにおけるユーザ個人ごとのパラメータを考慮する。

### 3.4 ジェスチャパターンの学習とマッチング

本研究では、2つの個々のジェスチャパターンの特徴を得るために、画面をスワイプしている間、表示された記事範囲が推移するさいの速度と加速度に着目している。速度と加速度に着目することで、ある時間長のタイムウィンドウ内で、ジェスチャパターンに対する個々の近似曲線の形を推定することが可能になる。ある時間内での速度と加速度を特定するために、全体の欠損なしで、ユーザが閲覧を始めた時間を0と仮定する。

はじめに4秒間のタイムウィンドウをジェスチャトレイル上で作成し、0.1秒ごとに移動させる。被験者のジェスチャパターンを確認するための予備実験より、大半のジェスチャパターンが、パターンを開始されたとする時間からパターンが終了したとされる時間まで、約4秒間であった。タイムウィンドウの幅の4秒間という値は、観測したジェスチャパターンから決定した適切な値である。

次に個人のジェスチャパターンの関数を決定するため、式(1)の2次関数によって、それぞれのタイムウィンドウごとの4秒間のジェスチャトレイルを近似する。

$$x = \frac{1}{2}\alpha(t - \beta)^2 + \gamma, \quad (1)$$

の  $t$  は時間を表す変数である。 $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  は個々のジェスチャパターンの固有関数を決定するためのパラメータである。式(1)の  $\alpha$  は、このタイムウィンドウ内の代表的な加速度である。さらに、以下の等式より、式(1)からタイムウィンドウ開始時の初速度  $v$  が導かれる。

$$v = \alpha \cdot \beta \quad (2)$$

閲覧速度は  $\alpha$  が大きいほど、より素早く変化する。画面に映された部分が下方向に動く速度は、 $v$  が小さいほど、より速くなる。 $\beta$  の値は  $\alpha$  と  $v$  の値から決定される。 $\alpha$  と  $v$  の値は、アトラクティブフレーズに関係ないタイムウィンドウ内のジェスチャトレイルと、アトラクティブフレーズ付近を閲覧しているさいのタイムウィンドウとの間に差がある。後者の閲覧状況の  $\alpha$  と  $v$  の値は、個々のジェスチャパターンの関数の特徴値である。さらに、それぞれのユーザの  $\alpha$  と  $v$  の差異から、それぞれユーザの特徴が現れる。よって、本研究では、slow-down パターンと resting パターンのそれぞれにおいて、ユーザごとに  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $v$  の値に着目する。

#### 3.4.1 slow-down パターンの学習とマッチング

slow-down パターンはニュース記事の表示範囲の下方向の推移速度が徐々に低下していくパターンである。そのとき、速度を普通に閲覧しているときの速度ではない。上向き加速度が発生するので、速度が徐々に低下する。よって、 $v$  は負の値で、 $\alpha$  は個々の slow-down パターンにおいて0よりも大きなある程度の大きさになると推定される。しかしながら、予備実験から、表示された記事の動く速度は、アトラクティブフレーズの遭遇の際にはそれほど大きくないことが判明している。したがって、slow-down パターンにおける  $\alpha$  には上限がある。提案手法では、slow-down パターンと一致させるための教師データから、 $\alpha$  の個々の上限を得ている。教師データによって、どのタイムウィンドウにアトラクティブフレーズが現れたかを知ることができる。近似2次曲線はアトラクティブフレーズの存在するそれぞれのタイムウィンドウに対して計算される。図4は、表示範囲においてアトラクティブフレーズが現れたタイムウィンドウすべて  $\alpha$  の累積度数分布の実際のデータの例を示している。このとき、図4の円で示されている通り、分布の変化している点を観測することができる。本研究ではこの点を分布変化点として定義している。くわえて、分布変化点の加速度を  $\bar{\alpha}_{sd}$  と定義する。 $\bar{\alpha}_{sd}$  よりも大きな加速度は、

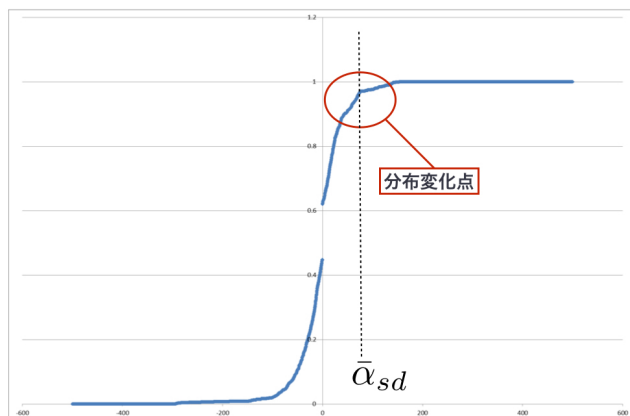


図 4:  $\alpha$  の累積度数分布と分布変化点

slow-down パターンではときどきしか発生しない加速度である。したがって、 $\bar{\alpha}_{sd}$  よりも大きな加速度は slow-down パターンにおいては大きすぎると推定される。最終的に、 $\bar{\alpha}_{sd}$  の値は、 $\alpha$  の累積度数分布の計算と分布変化点を得ることによって学習することができる。

さらに、タイムウィンドウ内で、上方向へ単調に動く表示範囲のジェスチャトレイルは slow-down パターンに一致しない。それゆえ、slow-down パターンの一致する近似 2 次曲線の、最小の横軸の座標は  $t < 0$  の範囲にはない。従って、 $\beta$  は 0 より大きく 4 以下である。 $\beta \leq 4$  という条件はタイムウィンドウの幅が 4 秒間であることに起因している。よって、 $\beta$  の範囲の学習は行わない。

$\alpha$  が 0 より大きいとき、式 (2) は、 $v$  が 0 より大きいも大きいという条件を導く。ゆえに、式 (3) は個々の slow-down パターンを識別するための条件を与える。

$$0 < \alpha \leq \bar{\alpha}_{sd}, \quad 0 < \beta \leq 4 \quad (3)$$

認識フェーズにおいて、導かれた個々のジェスチャパターンと現在のジェスチャトレイルの間のマッチングを行うために、ユーザが閲覧を開始した時間から現在の時間までで、0.1 秒毎に 4 秒間のタイムウィンドウを作成する。それぞれのタイムウィンドウごとに 2 次近似曲線を計算し、曲線の  $\alpha$  と  $\beta$  が式 (3) に合致するかどうかを判定する。近似曲線によって式 (3) を特定するさい、タイムウィンドウに対応する表示部分が、アトラクティブフレーズを含む範囲を含んでいるということを判定する。

### 3.4.2 resting パターンの学習とマッチング

resting パターンが発生するグラフにおいては、ある一定の時間帯で、ジェスチャトレイルの立て座標は変化しない。このグラフは加速度と速度が 0 であることを示すので、タイムウィンドウ内の近似曲線の条件は、式 (4) によって与えられる。

$$\alpha = 0, \quad v = 0 \quad (4)$$

式 (4) は定数のみを含んでいるので、提案手法ではユーザごとに resting パターンの学習の必要はない。式 (3) を、式 (4) に置き換えて、slow-down パターンと同処理を行うことで、resting パターンのマッチングは行われる。

### 3.5 Web ニュースの記事の範囲の特定

式 (3)–(4) によって、slow-down パターンが resting パターンを含んでいるタイムウィンドウとして抽出したタイムウィンドウから、アトラクティブフレーズを含むニュース記事範囲を特定する。1 つ以上タイムウィンドウの列によって、アトラクティブフレーズが出現した範囲のジェスチャパターンを認識する。したがって、タイムウィンドウの列において、アトラクティブフレーズに焦点をあてた時間帯は、ジェスチャパターンを含むはじめのタイムウィンドウの開始時刻から、最後のタイムウィンドウの終了時刻までの時間帯となる。これらの時間帯を見つけた後、その時間帯において得られた縦座標の範囲にアトラクティブフレーズが存在していると推定される。よって、特定した時間帯から得られた縦座標の範囲を、アトラクティブフレーズを含む Web ニュース記事の範囲として見なすことができる。

## 4. 実験と評価

### 4.1 実験装置

3.5 章より、提案手法によってアトラクティブフレーズを含むタイムウィンドウが特定できると、アトラクティブフレーズを含むニュース記事の範囲も特定できる。したがって、提案手法がアトラクティブフレーズを含むタイムウィンドウ群を正確に検出できるかどうかを確かめる実験を行った。

ジェスチャトレイルを集めるために以下の実験装置を用いた。実験で用いたスマートフォンは、“sony XPERIA acro 4<sup>3</sup>”で Android 2.3.4 が動作している。またジェスチャトレイルを集めるために、Web ブラウザ Firefox のアドオンを実装した。そのアドオンは、0.1 秒毎にスマートフォンの画面に表示された Web ニュース記事の範囲の上端と下端の座標を記録する。画面上に移された “Start!” のボタンをユーザにタッチすると計測が開始される。またスクリーン上の “Finish!” のボタンをユーザがタッチすると計測が終了する。閲覧してもらったニュース記事は Yahoo news<sup>5</sup> と Google news<sup>6</sup> から 20 記事を選出した。記事の分野は、地域、海外、経済、エンターテインメント、スポーツ、科学・IT などの約 6 分野である。ビデオカメラで画面上の閲覧記事の推移も映像として記録している。

### 4.2 実験手順

本章では実験概要を説明している。被験者は、20 代の男女 9 人である。内訳は女性 1 人、男性 8 人である。それぞれの被験者に、以下の内容で実験の説明を行った。

- 実装した Firefox のアドオンを用いて、スマートフォン上で 20 の Web ニュースの記事を閲覧してもらう。
- もし被験者がニュース記事の閲覧を途中でやめなくなったら、途中でも閲覧をやめることができる。
- 被験者が 1 つのニュース記事を閲覧終了した直後、たった今閲覧していた記事と同じものを印刷した用紙を被験者に配布する。その用紙に、記事内で遭遇したアトラクティブフレーズに印をしてもらう。

<sup>4</sup><http://www.sonymobile.co.jp/xperia/au/is11s/> (accessed 26, January, 2014).

<sup>5</sup><http://news.yahoo.co.jp/> (accessed 26, January, 2014).

<sup>6</sup><https://news.google.co.jp/> (accessed 26, January, 2014).

次に 10 分から 15 分の間、それぞれのユーザに、スマートフォンを使ったニュース記事の閲覧になれてもらう。閲覧の手順は以下の通りになっている。

1. Web ブラウザで完全にニュース記事をロードした後、被験者にメニューを開いてもらい、その中の“Start!” ボタンを押してもらう。
2. 被験者がニュース記事の閲覧を開始する。
3. ニュース記事閲覧終了後、被験者にメニューを開いてもらい、その中の“Finish!” ボタンを押してもらう。

最後に、上記の説明の通りに、それぞれの被験者に 20 の記事すべてを閲覧してもらう。10 のニュース記事の閲覧が終了後に毎回 5 分の休憩をそれぞれの被験者にとってもらう。記録されたジェスチャトレイルの合計数は 1 被験者あたり 20 になる。

#### 4.3 評価手順

Leave-One-Out 交差検定法に基づき、提案手法の適合率を計算する。

教師データを作成するため、それぞれの被験者から得られた 20 のジェスチャトレイルのうち、テストデータとして 1 つジェスチャトレイルを選び出す。教師データとなる残りのジェスチャトレイル上で 0.1 秒毎に 4 秒間のタイムウィンドウをスライドさせることによって得られるジェスチャトレイルを作成する。すべてのジェスチャトレイルの中で、被験者が印を付けたアトラクティブフレーズを含む、切り取られたジェスチャトレイルのすべてから被験者の  $\bar{\alpha}_{sd}$  を計算する。アトラクティブフレーズを含む切り取られたジェスチャトレイルは、画面の範囲内にアトラクティブフレーズが現れた時間から、画面から完全にアトラクティブフレーズが消えた時間までの時間帯のジェスチャトレイルであると定義する。

教師データと同様に、0.1 秒毎にテストデータのジェスチャトレイル上に 4 秒間のタイムウィンドウを作る。その後、タイムウィンドウごとにジェスチャトレイルを取得し、式 (1) でそのジェスチャトレイルを近似する。

近似 2 次曲線の  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $v$  の値から slow-down パターンと resting パターンそれぞれを含むタイムウィンドウを特定する。タイムウィンドウの  $\alpha$ ,  $\beta$  が式 (4) とを識別できると、そのタイムウィンドウは resting パターンを含むタイムウィンドウとして特定できる。同様に、それが式 (3) で識別できる場合、そのタイムウィンドウは slow-down パターンを含むタイムウィンドウとして特定できる。また、いくつかの  $\alpha$  と  $v$  は完全な 0 にならない。したがって、小数第二位を四捨五入した  $\alpha$  の値と 0 を比較した。 $v$  についても  $\alpha$  と同様の処理を施した。それゆえ、resting パターンを slow-down パターンとして見なすことを避けるために、まず始めに式 (4) の条件をジェスチャトレイルに適用する。

式 (5) を用いた適合率によって特定したタイムウィンドウの中で、アトラクティブフレーズを含むタイムウィンドウはどのくらいであるかを評価した。

$$\text{precision} = \frac{N_c}{N_i}, \quad (5)$$

の  $N_i$  はアトラクティブフレーズを含むタイムウィンドウとして提案手法が特定したタイムウィンドウの数で

あり、 $N_c$  は  $N_i$  のタイムウィンドウの中で実際アトラクティブフレーズが存在するタイムウィンドウの数である。

$N_c$  はアトラクティブフレーズと遭遇したと見なせる時間帯から計算する。時間帯は以下のように定義する。本研究では時間と縦方向の座標の推移を用いている。画面上にアトラクティブフレーズが現れた時間のニュース記事表示範囲の上端の縦座標と、画面からアトラクティブフレーズが消えた時間のニュース記事表示範囲の上端の縦座標を求める。算出した時間帯から、アトラクティブフレーズを含んだタイムウィンドウを、その時間帯内に含まれたタイムウィンドウとして得ることができる。適合率算出後、テストデータを変更し、同手順を繰り返す。

注意点としては、被験者の 20 すべてのニュース記事の閲覧を通して、被験者がアトラクティブフレーズに遭遇しなかった記事も存在するという点である。この評価において、被験者が最低でも 1 つのアトラクティブフレーズを見つけた記事すべてのジェスチャトレイルは、それぞれテストデータとして設定している。

#### 4.4 評価結果

表 1 は、すべてのテストデータの適合率、被験者ごとの適合率の平均と分散を示している。表内の “ $\cdot$ ” のマークは、対応する記事において被験者がアトラクティブフレーズに遭遇しなかった、または算出不可を示している。

表 1 により、9 人中 7 人の適合率の平均は 40% を超えている。よって提案手法によって、アトラクティブフレーズを含むタイムウィンドウを特定するさい、40% を上回る正確さでアトラクティブフレーズを特定することができる。アトラクティブフレーズを含むタイムウィンドウを特定するという事は、ニュース記事範囲を特定することは同義である。それゆえ、アトラクティブフレーズを含むニュース記事範囲を特定するさいの適合率の平均も、40% と見なすことができる。

### 5. 改善のための議論

表 1 によると、評価結果から、ほとんどの被験者の適合率の平均が 40% から 50% の間に位置している。しかしながら、何人かの被験者は 40% を下回っている。被験者 E の適合率の平均はおよそ 20% で被験者 F の適合率の平均はおよそ 30% である。この章ではこれらのユーザの低い適合率を改善するための方法に関して論じている。

#### 5.1 ジェスチャパターンの改善

提案手法ではタイムウィンドウの幅を 4 秒間に固定している。本研究では、タイムウィンドウの幅と同じように、ジェスチャパターンを検出するための  $\beta$  の幅も、固定幅に設定している。それぞれのユーザに対して、タイムウィンドウの幅と  $\beta$  の幅を調整することによって、被験者個人の適合率の改善が期待できる。

表 1 の、10% 以下の適合率が出ているほとんどの場合、resting パターンと slow-down パターンのどちらの傾向も見られないジェスチャトレイルを含むタイムウィンドウ内で、多くのアトラクティブフレーズが発生している。上記の状況への対応策は、slow-down パターンと resting パターン以外の傾向のある他のジェスチャパターンを見つけておくことである。今後は、アトラクティブフレーズを含むニュース記事の範囲と、ダブルタップ、ピンチイン・アウトなどのスワイプ以外のタッチジェスチャとの相関

表 1: 適合率

Article No. \ Subject	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	0.726	0.380	0.383	-	0.000	-	-	0.216	0.571
2	-	0.108	-	0.278	-	0.624	-	0.216	0.590
3	0.000	0.323	0.565	0.650	0.597	0.116	0.686	0.478	0.762
4	1.000	0.632	-	-	0.058	-	-	-	-
5	-	0.241	1.000	0.132	0.117	-	0.343	0.712	0.069
6	0.796	0.612	0.865	-	0.618	0.649	-	-	-
7	-	-	-	0.990	-	-	-	0.998	-
8	0.743	1.000	0.167	0.435	0.022	0.134	-	0.456	0.417
9	0.096	0.471	-	0.400	-	-	-	0.221	-
10	-	-	-	-	-	-	-	-	-
11	0.072	0.512	-	0.102	0.547	0.502	0.619	0.506	-
12	-	-	-	-	-	-	-	-	-
13	-	0.106	-	-	-	0.177	-	-	-
14	-	0.326	-	-	0.623	-	-	0.471	0.000
15	-	-	-	0.182	0.000	-	0.193	0.444	-
16	0.915	0.519	-	0.177	-	-	-	1.000	0.676
17	0.000	0.451	0.750	1.000	0.082	0.178	0.752	0.858	0.600
18	0.379	0.235	0.400	0.878	0.350	-	-	0.237	0.405
19	0.338	0.000	-	-	0.323	0.607	0.190	-	0.824
20	-	0.944	0.560	-	-	0.607	-	0.489	1.000
Mean.	0.461	0.445	0.579	0.475	0.278	0.376	0.464	0.541	0.573
Var.	0.136	0.073	0.059	0.110	0.062	0.051	0.053	0.063	0.090

関係を調査する必要がある。新しいタッチジェスチャを加えることによって、この手法でとらえることのできなかったジェスチャパターンを見つけることができる。

## 5.2 追加情報による手法改善

本提案手法と他手法を組み合わせることで、アトラクティブフレーズを具体的に特定できることが期待される。その他手法の例として、tf-idf[3] による重み付けをあげることができる。ジェスチャパターンがマッチした部分のみに tf-idf による重み付けを行い、tf-idf の重みの順に降順に特定したアトラクティブフレーズを推薦する。

10%以下の記事の多くのジェスチャパターンは、アトラクティブフレーズの存在しない記事範囲で発生している。それによって、適合率が低い。例えば、ユーザが視線を画面から外し、スワイプを止めたとき、resting パターンが発生するが、その範囲にアトラクティブフレーズは存在しない。近年、スマートフォンのカメラによってユーザの視点をとらえる技術が開発されている [4], [5]。この技術を提案手法と組み合わせることによって、ユーザがアトラクティブフレーズを見ているかどうかを判定できる。ジェスチャパターンと視線検知の両方を使用すると、アトラクティブフレーズによって引き起こされるジェスチャトレイルとジェスチャパターンをマッチさせることが可能になる。

## 6. おわりに

本研究の目標は、アトラクティブフレーズを Web で検索するさいに発生するユーザのストレスを除去するために、タッチジェスチャを用いてアトラクティブフレーズの関連ページを推薦するシステムを開発することである。

本論文ではそのような推薦システムを開発するために、個人に適応したジェスチャパターンとジェスチャトレイルを比較することによって、アトラクティブフレーズを含んでいるニュース記事範囲を特定する手法を提案した。

本研究では提案手法の評価実験を行い、それぞれの被験者のアトラクティブフレーズを含むタイムウィンドウを特定するさいの適合率を評価した。適合率が最高のユーザの値は 0.579 で、最低のユーザの値は 0.278 である。

適合率を向上させる手段として、ジェスチャパタンの固定パラメータを、個人に適応することを提案している。また、提案手法と、語句への重み付けや視線検知などの他手法との兼用も、適合率の向上や、将来的なアトラクティブフレーズの推薦に有効であると考えられる [6]。

## 参考文献

- [1] Google, “Google Official Blog”, <http://googleblog.blogspot.jp/2007/04/searching-without-query.html> (accessed 26, January, 2014).
- [2] 丹羽 智史, 土肥 卓生, 本田 真一, “Folksonomy マイニングに基づく Web 推薦システム”, 情報処理学科論文誌, Vol 47, No. 5, pp 1382-1392, May 2006.
- [3] Wen Zhang, Taketoshi Yoshida, Xijin Tang, “A comparative study of TF\*IDF, LSI and multi-words for text classification”, Expert Systems with Applications, Volume 38, Issue 3, March 2011, Pages 2758-2765.
- [4] Andrew T. Duchowski, “A breadth-first survey of eye-tracking applications”, Behavior Research Methods, Instruments, & Computers, November 2002, Issue 4, pp 455-470.
- [5] CBS Interactive Inc., “Samsung’s Galaxy S4 rumored to use eye-tracking software”, [http://news.cnet.com/8301-1035\\_3-57572402-94/samsungs-galaxy-s4-rumored-to-use-eye-tracking-software/](http://news.cnet.com/8301-1035_3-57572402-94/samsungs-galaxy-s4-rumored-to-use-eye-tracking-software/)(accessed 26, January, 2014).
- [6] Shohe Ito, Takuya Yoshida, Fumiko Harada, Hiromitsu Shimakawa, “Specific Touch Gesture on Mobile Devices to Find Attractive Phrases in News Browsing”, Proc. of IEEE Computer Software and Applications Conference 2014 (to be appeared).