

リーディングライフログを用いた日常的な読書行動の計量

星加 健介[†] 石丸 翔也[†] OlivierAugereau[†] 黄瀬 浩一[†]

[†] 大阪府立大学大学院工学研究科
〒599-8531 大阪府堺市中区学園町 1-1

E-mail: †hoshika@m.cs.osakafu-u.ac.jp, ††{shoya.ishimaru,augereau.o}@gmail.com,
†††kise@cs.osakafu-u.ac.jp

あらまし 本稿では、日常的な読書行動を検出するために、視点情報と深層学習を用いた読書判定方法を試みる。人の視点を計測できるデバイスを使用し、読むという行為を記録したものをリーディングライフログという。読書行動を記録できると、何を read したのか、どのくらい read したのかという読書傾向の変化を知ることができる。現在のリーディングライフログの研究では、実験的な環境で小規模なものが多い。その理由は、精度の高いアイトラッカは高価であり、アイトラッカによってはバッテリーの問題があるからである。上記の理由から、日常的な読書行動を大規模に取得する研究は少ない。そこで本稿では、大規模に記録を行うために、廉価なアイトラッカである Tobii EyeX Controller に注目した。Tobii EyeX Controller を用いることで、ディスプレイ上の人の視点情報を記録することができる。アイトラッカから取得した視点情報を用いて、人の日常的な読書行動を計量するためには、人が読書中か判定する必要がある。ディスプレイ上の様々なレイアウトの文字において、読書判定を行うために、深層学習を用いる。実験では、被験者 5 人において、被験者依存で学習し、読書判定を行った。その結果、被験者 5 人の平均適合率は 0.73 であった。

キーワード リーディングライフログ, アイトラッカ, 読書判定, 深層学習

1. はじめに

近年、ウェアラブルデバイスが著しく発展している。ウェアラブルデバイスを装着することで、人は日常的な行動をデジタルデータとして記録でき、ライフログを取得できる。例えば、Fitbit 社の fitbit^(注1)では、歩数や心拍数のログを記録できる。ライフログを取得することで、生活を自己管理でき、自身の行動を振り返ることができる。日常的な行動の中でも、特に読むという行動に関係したライフログをリーディングライフログという。リーディングライフログは、人の読む行為や read したものを記録する。また、リーディングライフログを解析することで、人の read した単語数や文書の種類を知ることができる。read した単語数や文書の種類から、自分では気づきにくい読書量や読書傾向を把握することができる。さらに、自身の日常的な読書傾向を把握することで、読書生活の質を向上させることができる。また、個人の趣味嗜好に合った読書サービスの提供も可能になる。

現在、リーディングライフログの研究にはアイトラッカが用いられる。アイトラッカとは、人の眼球運動を測定し、どこを見ているか取得するデバイスである。また、アイトラッカには、接触型と非接触型のものが存在する。接触型アイトラッカは、眼鏡型のデバイスが多く、日常的な行動の記録に対して、行動の制限が少なく、頻繁に研究に用いられている。しかし、

現在のリーディングライフログの研究には 2 つの問題がある。一つは、アイトラッカのバッテリーの問題である。眼鏡型のアイトラッカは行動に制限が少なく、頻繁に研究に用いられるが、バッテリーのみを接続して使用する場合、使用可能時間は数時間であり、長時間の記録に不向きである。もう一つはアイトラッカの価格の問題である。現在の研究は、小規模な環境で高精度なアイトラッカを用いたものが多い。高精度なアイトラッカは高価であるため、大規模な実験を行うことは困難である。以上の 2 つの理由から、眼鏡型デバイスや高価なアイトラッカを用いて、大規模なデータを取得することは困難である。

そこで本稿では、廉価なアイトラッカを用いる。廉価なアイトラッカに、ディスプレイ装着型アイトラッカの Tobii EyeX Controller^(注2)がある。Tobii EyeX Controller を用いることで、ディスプレイ上の人の視点情報を取得できる。接触型アイトラッカに比べ、Tobii EyeX Controller はサンプリングレートが低いことやディスプレイの前に拘束されるという問題がある。しかし、接触型アイトラッカより非常に廉価であるため、多くの被験者を用いた大規模なデータの取得に適している。また、パソコンに接続して使用するため、バッテリーの問題がない。Tobii EyeX Controller によって、ディスプレイ上で人の見ている位置は分かるが、読書中かどうかは分からない。読書行動を計量するために、Tobii EyeX Controller から得られた視点情報を用いて、ディスプレイ上において、人が読書中であるか

(注1) : <https://www.fitbit.com/jp>

(注2) : <http://www.tobii.com/xperience/>

判定する。読書において、文字が一定方向に並ぶとき、その特性を利用した読書判定を行うことができる。しかし、ディスプレイ上で作業するとき、ブラウザやアプリ上の文字のレイアウトは様々であり、上記の特性を利用した読書判定は困難である。そこで本稿では、様々な文字のレイアウトに対応した読書判定を行うために、深層学習を用いた手法を試みる。提案手法では、アイトラッカにより取得した一定時間の視点情報を入力し、読書判定を行う。

本稿では、Tobii EyeX Controller から得られた視点情報を用いて、深層学習を用いた読書判定の精度を検証した。実験の結果、被験者 5 人の平均適合率が 0.73 であるという結果が得られた。深層学習を用いた読書判定方法によって、日常的な読書行動が記録できる可能性を示した。今後は、パラメータの調整や入力データの再考によって、推定精度の向上が望まれる。なお、本研究は、大阪府立大学工学研究科の倫理委員会の承認済みであることを追記する。

2. 関連研究

本章では、リーディングライフログと読書判定の関連研究について述べる。

リーディングライフログに関する研究に川市らの研究がある [1]。川市らは、視点情報を利用して、人が読んだ単語数を記録する万語計を提案している。川市らの手法では、眼鏡型アイトラッカと文書画像検索を組み合わせることで、ユーザが文書を読む際の視点情報を記録する。取得した視点情報から、改行回数や視点の特徴量を抽出し、SVR(Support Vector Regression) で学習し、精度を検証した。実験の結果、推定誤差は 11.3 %であった。川市らの手法を利用して、以前、我々は人が文書上で興味を持った単語を記録する手法を提案した [2]。まず、川市らの手法を同様に、眼鏡型アイトラッカと文書画像検索を使用し、ユーザが文書を読む際の視点情報を取得する。その後、アイトラッカの誤差を考慮した重み付けを行い、見ている単語を記録する。記録した結果から、同じ文書上であっても、ユーザが読んだ単語ごとに興味の度合いが異なることを確認できた。リーディングライフログの研究では、上記の研究を含め、長期間記録している研究は少ない [3]。

読書判定に関する研究に吉村らの研究がある [4]。吉村らは、被験者に黙読と休憩を指示し、SMI 社の iViewX ETG^(注3) を用いて被験者の視点情報を取得した。その後、視点の特徴と SVM(Support Vector Machine) によって、読書判定を行った。被験者 10 人の平均識別率は 91 % であり、人が読書中であるときの視点は文字が存在する範囲で水平方向の移動を繰り返すものが多いことが分かった。また、吉村らの研究では、視点情報は読書中かどうかの判定に有効であると示されている。同様に、Campbell らも、視点情報を用いた読書判定を提案している [5]。Campbell らの手法では、アイトラッカの誤差と微小の衝動性運動を減らすために、視点情報を 100ms で平均する。次に、視点の左右方向の動きによって、値を蓄積し、閾値に達し

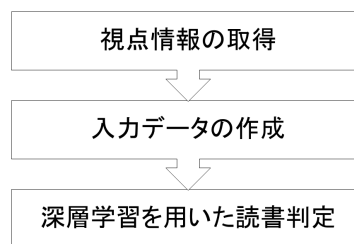


図 1 処理の流れ



図 2 Tobii EyeX Controller

たとき、読書を検出する。実験では、Jacob らの手法 [6, 7] を基にした読書判定と比較し、高速かつ高精度という結果を得た。上記の読書判定の研究では、文書を対象とし、読書中の視点の一定方向の動きを利用している。ディスプレイ上のブラウザやアプリ上において、様々な文字のレイアウトが存在する場合、有効であるか示されていない。そこで、本研究では、ディスプレイ上の日常的な読書行動を検出する判定方法を試みる。

3. 提案手法

提案手法の処理の流れを図 1 に示す。まず、アイトラッカを用いて、眼球運動を測定し、ユーザの視点情報を取得する。次に、読書判定を行う視点を中心に、前後の視点を含め視点群として扱い、深層学習で入力するデータとする。その後、被験者依存で学習を行い、視点ごとに読書中か読書中でないか判定する。

3.1 視点情報の取得

図 2 のようなディスプレイ装着型アイトラッカである Tobii EyeX Controller を用いて、ユーザの視点情報を取得する。アイトラッカは、内蔵されたカメラでユーザの眼球運動を測定し、ユーザの視点の位置を取得する。Tobii EyeX Controller を用いることで、ユーザのディスプレイ上の視点の位置を取得できる。

3.2 入力データの作成

深層学習で用いる入力データを作成する。視点情報と深層学習を用いた研究に大社らの研究がある [8]。そこで入力データの作成では、大社らの手法を参考にする。ディスプレイ上で読書中であるときと読書中でないときの視点の動きは異なる傾向がある。文書上の文字を読んでいるときは、視点が水平方向に往復すると考えられる [4]。ディスプレイ上で水平方向に文字

(注3) : <http://www.physio-tech.co.jp/products/SMI/ETG.html>

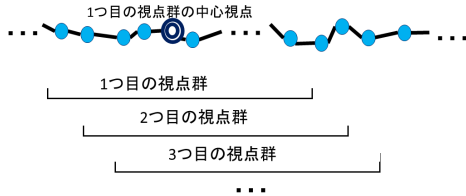


図3 入力データの作成方法

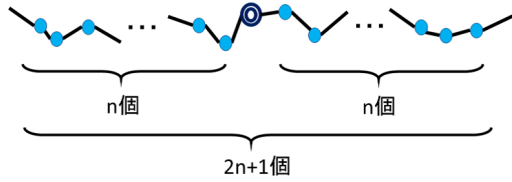


図4 視点群

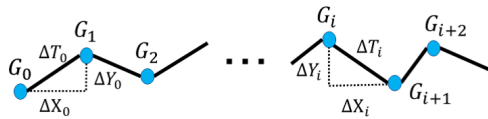


図5 入力する視点データ

が存在する場合にも、この視点の動きは確認できる。また、読書中でないとき、ブラウザ上の図や絵など、視点はユーザの興味のある箇所に集中する傾向がある。他にも、ユーザ自身の欲しい情報を探しているとき、視点はディスプレイ上全体を不規則に動くと考えられる。そこで、それらの一定時間の視点の動きを学習する。

入力データの作成方法を図3に示す。一定時間ごとに存在する視点において、図4のように、ある視点を中心とし、前後 n 個の視点を視点群とする。図4において、中心である二重丸の視点に対して、読書中か判定する。図3のように、全ての視点に対して、1つずつ移動させて視点群を抽出する。ただし、始まりの視点 n 個と終わりの視点 n 個については抽出しない。その後、視点群において、図5のように2つの視点の差分を算出する。図5において、 $2n+1$ 個の視点 $G_i (0 \leq i \leq 2n)$ を視点群とする。また、 G_i における視点の座標と時刻を、それぞれ (X_i, Y_i) , T_i とする。 G_i におけるデータを x 方向の差分、 y 方向の差分、時刻の差分とし、以下の式(1)~(3)に基づいて計算する。1つの視点 G_i におけるデータは、 $(\Delta X_i, \Delta Y_i, \Delta T_i)$ の3次元になる。

$$\Delta X_i = X_{i+1} - X_i \quad (1)$$

$$\Delta Y_i = Y_{i+1} - Y_i \quad (2)$$

$$\Delta T_i = T_{i+1} - T_i \quad (3)$$

図4のように、視点は $2n+1$ 個の集団なので、式(4)のように、入力データは $6n$ 次元となる。

$$(\Delta X_0, \Delta Y_0, \Delta T_0, \dots, \Delta X_{2n-1}, \Delta Y_{2n-1}, \Delta T_{2n-1}) \quad (4)$$

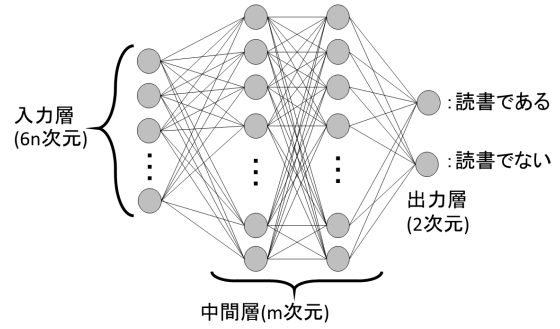


図6 多層ニューラルネットワーク

3.3 深層学習を用いた読書判定

抽出した入力データを用いて、深層学習によって、視点の特徴を学習する。深層学習とは、多層ニューラルネットワークを用いた学習である。提案手法で用いたニューラルネットワークの構造を図6に示す。提案手法で用いる多層ニューラルネットワークは、入力層、2層の中間層、出力層という構成になっている。入力層には、作成した $6n$ 次元の視点の特徴量を入力する。入力するデータにおいて、読書中であるデータ数と読書中でないデータ数に大きな差が存在する場合、データ数の多い方に学習が偏ると考えられる。そこで、入力するデータは、同じ数の読書中であるデータと読書中でないデータをランダムに選択する。また、過学習を防ぐために、ランダムに中間層のノードを存在しないものとして(ドロップアウトして)学習する。出力層は、視点群の中心である1つの視点に対して、読書中であるか、読書中でないかを出力する。

4. 実験

本章では、視点情報と深層学習を用いた読書判定の精度を検証する実験について述べる。まず、アイトラッカを用いて、被験者のディスプレイ上の視点情報を取得する。被験者は自身で、視点情報を記録した時間に読書中か読書中でないかをラベル付ける。ラベル付けしたデータを正解データとし、深層学習で入力する視点群を作成し、被験者依存で学習する。その後、視点ごとに読書中であるか判定し、読書判定の精度を検証する。

4.1 実験条件

本稿の実験条件について述べる。Tobii EyeX Controller と Narrative Clip を用いた実験風景を図7に示す。本実験の被験者は日本人大学生男性5名であり、アイトラッカを用いて、ディスプレイ上の視点情報を取得した。アイトラッカは、Tobii社のTobii EyeX Controllerを用いた。Tobii EyeX Controllerのサンプリングレートは60Hzである。記録の際、読書中の視点と読書中でない視点の動きを確認するために、ディスプレイのスクリーンショットを保存する。スクリーンショットはTobii EyeX Controllerを用いて、視点情報を記録している間、自動で保存される。また、被験者は視点情報を記録している間、同時にNarrative Clipを装着する。これは、被験者自身で、読書中であるという正解データを作成するためである。Narrative Clipは襟元に装着し、デバイスの正面の写真を30秒ごとに自

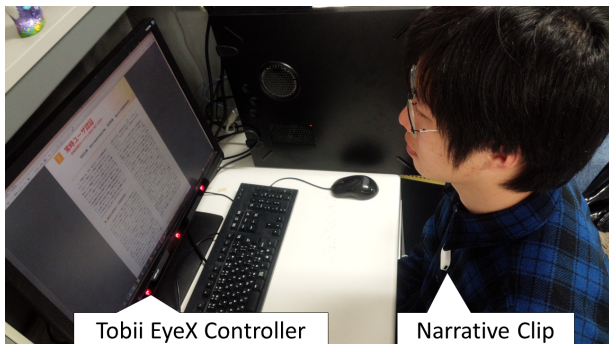


図7 実験風景



Narrative Clipで撮影した写真



保存したスクリーンショット

図8 Narrative Clip の写真とスクリーンショットの例

動で撮影する。

次に実験手順について述べる。被験者は Tobii EyeX Controller を用いて記録を始める前に、キャリブレーションを行う。その後、キャリブレーションが正しく行われたことを確認し、実験を開始する。記録中、被験者の自然な状態における読書行動を記録するため、被験者の作業に制限は設けない。実験期間は1月25日から2月10日である。実験期間内で、記録する日数や記録する時間帯に制限を設けず、被験者の日常的な読書行動を記録する。本実験は、記録時間が長くなるため、約1時間ごとに再びキャリブレーションをするように、被験者に伝えた。また、記録の最中、被験者には自由に記録を開始、中断、終了してもよいことを伝えた。被験者がディスプレイ上の作業を終えた後、記録を終える。その後、Narrative Clip で撮影された写真を用いて、被験者自身が、1分間ごとに読書しているかをラベル付けを行う。Narrative Clip は30秒ごとに自動で写真を撮影するので、被験者は3枚続きの写真を確認しラベル付けを行う。写真が3枚連続して読書中と判断できたとき、連続した写真の1枚目の時刻から1分間を読書中とする。1枚でも読書中でないと判断した場合、読書中でないとする。なお、記録後、被験者に個人情報などに関わるスクリーンショットや視点情報、Narrative Clip で撮影した写真を削除しても構わないことを伝えた。

4.2 実験結果・考察

Narrative Clip で撮影した写真とスクリーンショットの例を図8に示す。図8より、記録中において、原稿を書く、スライ

ドを作成する、プログラムを書くという行動が確認できた。次に、本実験の結果を表1にまとめる。本実験において、被験者が記録した全ての日に、最低1時間以上の記録時間を確認できた。深層学習を用いた読書判定では、被験者依存の学習を行う。ある被験者の1日分のデータをテストデータとし、同じ被験者の残りの日数分のデータを学習データとする。leave-one-out cross-validation によって、1人の被験者の記録日において、全通りを試す。読書判定は、テストデータの日に存在する視点ごとに行う。その後、正解データは1分間ごとにラベル付けされているので、適合率 (Precision) と再現率 (Recall) を求めるために、式(5)に基づいて、1分間ごとに順位をつける。式(5)において、 P は1分間に読書をしていった可能性、 g_r は1分間に存在する読書中と判定された視点の個数、 g_a は1分間に存在する全視点の個数である。式(5)の P が高い順に順位をつける。また、本実験では、中間層を500次元とし、optimizer には Chainer^(注4) から使用できる AdaGrad を用いる。提案手法の視点群において、 $n=25$ とし、入力データは150次元である。

$$P = \frac{g_r}{g_a} \quad (5)$$

1分間ごとに順位付けしたデータと式(6)に基づき、被験者5人の平均適合率 A_p を求めた結果を表1に示す。式(6)において、 m は被験者が読書中とラベル付けした総データ数である。また、 p_i は、順位付けしたデータにおいて、上位から i 番目の正解ラベルが検索された時点での適合率である。

$$A_p = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m p_i \quad (6)$$

表1より、被験者Bの平均適合率が最も低いことが分かる。記録したスクリーンショットから、実験期間中の被験者Bの作業を確認すると論文や原稿の執筆作業が多いことが分かった。他の被験者においても、論文の原稿の執筆作業は確認できる。よって、被験者Bの平均適合率が低い原因として、実験中の作業の違いは可能性が低い。次に、表1から、平均適合率の高い被験者AとDとEは、読書とラベル付けている割合も高いことが分かる。また、表1から、被験者AとDは記録時間が多く、被験者Eは記録時間が最も少ないことが分かる。しかし、表1から、被験者Eの記録時間中の読書時間は、被験者BとCより長いことが分かる。よって、本稿の手法では、読書の割合が多く、読書時間が長いほど、平均適合率が高くなる傾向がある。これは、読書とラベル付けられている時間が多く、読書中の様々な視点の動きを学習できたからであると考えられる。被験者Bを確認すると、読書とラベル付けした割合が低く、平均適合率が低いことが分かる。平均適合率が低くなった他の原因として、Tobii EyeX Controller との相性やキャリブレーションの精度に問題があった可能性がある。

順位付けしたデータに基づき、11点補間適合率を計算し、被験者ごとに Precision-Recall Curve を求める。被験者5人の Precision-Recall Curve を図9に、平均したものを図10に示す。図10から、再現率が0であるとき、適合率が約91%の

(注4) : <http://chainer.org/>

表 1 実験結果

被験者	記録日数 (日)	記録時間 (時間)	平均適合率	読書とラベル付けられた割合	記録時間の中の読書時間 (時間)
A	8	28.6	0.78	85 %	24.3
B	6	23.3	0.55	44 %	10.3
C	6	22.5	0.65	67 %	14.6
D	7	32.9	0.82	73 %	24.0
E	8	21.0	0.83	78 %	16.4
被験者の平均	7	25.7	0.73	69 %	17.9

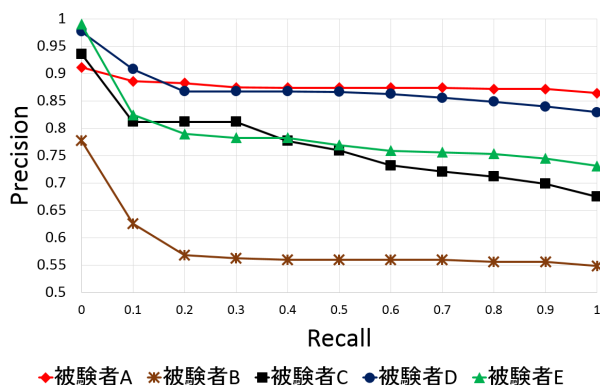


図 9 被験者 5 人の Precision-Recall Curve

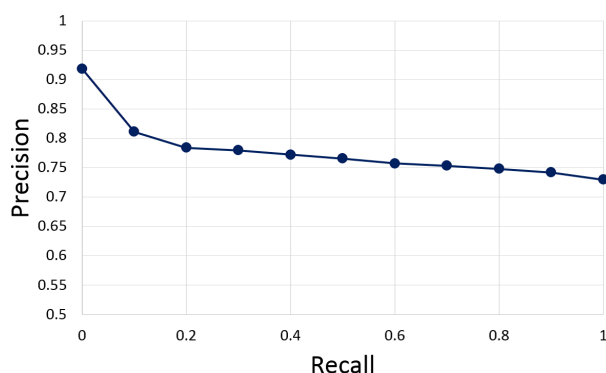


図 10 被験者 5 人の平均の Precision-Recall Curve

精度で読書行動を検出できていることが分かる。次に、再現率が 1 であるとき、適合率は約 73 %であった。図 10 のような Precision-Recall Curve になった原因を考察する。本実験において、被験者が全ての記録時間中で、どのくらい読書とラベル付けているのか求めた結果を表 1 に示す。表 1 より、全体として、約 69 %の時間が読書中とラベル付けられていることが分かる。よって、再現率が 1 であるとき、適合率は低くても約 69 %であるため、図 10 のようなグラフになったと考えられる。また、本実験の被験者は大学 4 年生 2 名、大学院 2 年生 3 名であり、記録したスクリーンショットを確認すると、論文や原稿の執筆作業が多かった。よって、読書とラベル付けした時間が増えていたと考えられる。

次に、順位付けしたデータを確認する。一般的に、順位付けしたデータにおいて、順位が低くなるにつれて、正解データが読書であるデータは少なくなる。しかし、順位が低いデータに正解データが多く含まれる場合、再現率が上がっても適合率があまり下がらない。図 9 から、特に被験者 A のグラフは再現



図 11 検出できない 1 分間の視点の例

率が上がっても適合率があまり下がっていないことが分かる。そこで、被験者 A の順位付けしたデータを確認すると、順位が低いデータに読書であるという正解データが多く含まれていることが確認できた。表 1 より、本実験では、被験者が自身で読書中とラベル付けしたデータが全体の約 69 %であり、非常に多かった。そのため、11 点補間適合率を求め、被験者 5 人の平均の Precision-Recall Curve を求めると図 10 になったと考えられる。

再現率が 0 であるとき、適合率は約 90 %であり、約 10 %のデータを検出できていない。この検出できていない約 10 %のデータについて、考察する。検出できていない 1 分間の視点を描画した例を図 11 に示す。記録したスクリーンショットから、図 11 では、被験者はポスターを作成していたことが分かった。このとき、視点が画面中央に集まっていることが確認できる。他の学習サンプルに、図 11 のような特徴が少なく、学習できなかったため、検出できなかったと考えられる。また、本実験で用いた Tobii EyeX Controller のサンプリングレートは 60Hz である。Tobii EyeX Controller が常に被験者の目を検出し、記録できているとき、1 分間に視点の個数は 60 個近く存在する。記録した視点情報から、1 分間に存在する視点の個数を確認すると、平均 50 個から 60 個であった。しかし、検出できていない 1 分間では、視点の個数が約 10 個と少ないことが確認できた。1 分間に視点の個数が少ない原因として、記録中に、被験者の体勢が崩れ、Tobii EyeX Controller が目を検出できなかった可能性がある。また、記録を始めるときや記録を終えるとき、他に一時的に離席したなどにより、1 分間を通して、視点が記録できなかったことも原因である。よって、1 分間に存在する視点の個数が少ないため、検出できていないと考えられる。

本実験において、被験者自身が Narrative Clip で撮影した写真を確認し、読書中であるという正解データを作成していた。

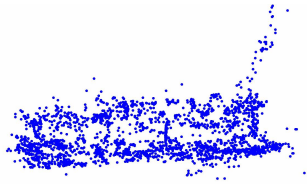


図 12 文書を見ているときの 1 分間の視点の例

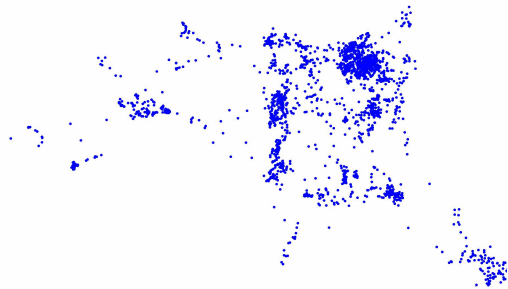


図 13 ブラウザを見ているときの 1 分間の視点の例

一般的に読書は、集中して文字を読んでいるときのことである。しかし、被験者によっては、ブラウザ上の情報を探しているときやスライドを見ているときを読書とラベル付けている可能性がある。そこで、本実験の被験者は、ディスプレイ上のどのような作業を読書とラベル付けているか確認する。本実験の被験者が、読書とラベル付けた 1 分間の視点を描画した例を図 12 と図 13 に示す。記録したスクリーンショットから、図 12 では、文書を読んでおり、図 13 では、被験者はブラウザを見ていることが分かった。図 12 と図 13 から、文書を見ているときとブラウザを見ているときは、視点の動きが明らかに異なることが分かる。図 12 では、文書上で文字が存在する範囲で、視点が左右運動していることが確認できた。図 13 では、ブラウザ上の検索結果で、被験者が情報を探し、視点が不規則に動いていることが確認できた。視点の動きは異なっているが、正解データはどちらも読書中であるとラベル付けられている。被験者によって、読書とした作業の種類が異なっている可能性もある。本実験の被験者は、文書を見るやプログラムを書く、原稿を書く、ブラウザを見るという行動を読書とラベル付けていた。よって、本実験の結果は、ディスプレイ上の日常的な読書に、上記のような行動を含んだ検出精度である。

そこで、今後の課題として、読書の種類を区別し、識別することが挙げられる。例えば、知識を得るために集中して文書を読むときの読書を深い読書、ブラウザなどを流し読みしているときの読書を浅い読書とする。これらの深い読書や浅い読書が識別できると、種類を区別した読書判定や集中して文字や文書を読んでいるか判定できる。

5. ま と め

本稿では、日常的な読書行動を記録するために廉価なアイト

ラッカである Tobii EyeX Controller を用いた。また、視点情報と深層学習を用いた読書判定を行い、被験者 5 人の平均適合率は 0.73 であった。

本実験では、記録時間の全体の約 69 % が読書中であり、読書中でないとラベル付けされたデータが少なかった。被験者の読書時間を確認すると、本手法では、読書時間が長いほど、平均適合率が高い傾向があると分かった。

今後の課題として、被験者非依存で学習した場合の精度を検証することが挙げられる。また、読書中であるという正解データは、被験者自身が作成した。本実験の被験者は単純に文字を読んでいるときだけでなく、執筆作業やブラウザを見ているときも読書中としていた。よって、読書中であるという正解データの見直しや読書の種類を細分化した読書判定を行うことも今後の課題である。また、深層学習における課題として、中間層の構成を変更した場合や畳み込みを実装した場合の精度を検証することが挙げられる。さらに、入力データやパラメータを再考することによって、読書判定の精度の向上が望まれる。

謝辞 本研究の一部は、JST CREST および日本学術振興会科学研究費補助金 基盤研究 (A)(25240028) ならびに挑戦的萌芽研究 (15K12172) の補助による。

文 献

- [1] 川市仁史, 黄瀬浩一, “Reading-life log の実現に向けた万語計の提案 (テーマセッション, パターン認識・メディア理解における組み合わせと統合, 文化の振興と教育),” 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, vol.113, no.493, pp.79–84, 2014.
- [2] 星加健介, 藤好宏樹, “視点情報に基づくリーディングライフログの取得とその視覚化 (信号処理),” 電子情報通信学会技術研究報告= IEICE technical report: 信学技報, vol.115, no.22, pp.43–48, 2015.
- [3] 木村崇志, フォンヤオカイ, 内田誠一, 岩村雅一, 大町真一郎, 黄瀬浩一, “Reading-lifelog の実現に向けた予備的検討 (テーマセッション, 実世界文字認識と理解),” 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, vol.111, no.317, pp.51–56, 2011.
- [4] 吉村和代, 川市仁史, 黄瀬浩一, “アイトラッカで取得した視点情報と文書理解度の関係 (テーマセッション, 文字・文書の認識と理解及びアルゴリズム・システム評価),” 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, vol.112, no.495, pp.261–266, 2013.
- [5] C.S. Campbell and P.P. Maglio, “A robust algorithm for reading detection,” Proceedings of the 2001 workshop on Perceptive user interfacesACM, pp.1–7 2001.
- [6] R.J. Jacob, “Eye movement-based human-computer interaction techniques: Toward non-command interfaces,” Advances in human-computer interaction, vol.4, pp.151–190, 1993.
- [7] R.J. Jacob, “What you look at is what you get: eye movement-based interaction techniques,” Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systemsACM, pp.11–18 1990.
- [8] 大社綾乃, 石丸翔也, O. Augereau, 黄瀬浩一, “視点情報を用いた主観的高難易度単語の推定,” 電子情報通信学会技術研究報告, vol.115, no.517, pp.149–154, March 2016.