

Wikipediaにおける著者の役割推定

岩井一晃^{1,a)} 鈴木優^{2,b)} 石川佳治^{2,1,3,c)}

概要：本研究では、Wikipediaにおける著者の役割を推定する手法の提案を行う。著者の役割とは、ある著者が有益な削除や追加、残存を行ったかどうかを指す。削除や追加、残存が有益であるかどうかは、自動的に判定することが困難である。そこで、多くの著者から削除対象となる記述があったとき、その記述を行った著者は悪質であるとする。また、多くの著者から残存対象であると考えられる記述があったとき、その記述を行った著者は有益であるとする。ところが、有益な編集を行う著者と悪質な編集を行う著者では、他の著者に対する影響は異なるものとなるべきであるとする。そこで本研究ではリンク解析手法のひとつであるSALSAを著者の編集グラフへ適用することによって、著者の役割を推定する。SALSAを利用することによって、著者に対してハブとオーソリティを計算することができるため、高い精度で著者の役割が推定できると考えられる。

キーワード：Wikipedia, 役割, リンク構造解析, ハブとオーソリティ

Estimating the Role of Author in Wikipedia

Abstract: In this research, we propose method that Estimating the Role of author in Wikipedia. The Role of author means author's delete or author's remain is advantageous or not. It is difficult estimating automatically author's edit is advantageous or disadvantageous. Thus, we consider that a description to be deleted from many authors, the author was its description considered to be disadvantageous. Also, we consider that a description is considered to be the target residual from many authors, the author was its description considered to be advantageous. In addition, We consider that advantageous editing Author gives effect to other authors and disadvantageous editing Author gives effect to other authors should be different. Thus, we apply graph editing of the author SALSA, which is one of the link structural analysis, to estimate the role of the author. By taking advantage of SALSA, it is possible to calculate the hub score and authority score to the author. Considered for this purpose, we can estimate the role of the author with high accuracy.

Keywords: Wikipedia, Role, link structural analysis, hub and authority

1. はじめに

Wikipediaとは利用者によって生成されるウェブ上の百科事典である。利用者であれば、誰でも編集することが出来、広い分野の情報を取得することが可能である。著者も各分野の専門家から、各分野に精通していない人まで様々

な人が存在する。それらの著者により、新しい情報を記述、間違っている記述は削除、正しい記述は残存といった編集が繰り返される。これらの編集を経て、Wikipediaの記事は構成されている。編集の質は著者に依存し、有益な著者、悪質な著者を判別、表示することによって、Wikipediaを閲覧、編集する際の利用者支援を行うことができると考える。

そこで本研究では著者の役割推定を行う。著者ごとに編集の評価を行い、それを著者の役割とする。本研究では削除、残存、記述といった編集を扱う。これらの編集に対し、それぞれが有益か悪質か、そのどちらでもないかを推定する。著者の編集は、編集を行った著者から編集が行われた著者への評価と考える。一般的に削除という編集は、記述

¹ 名古屋大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science, Nagoya University
² 名古屋大学情報連携基盤センター
Information Technology Center, Nagoya University
³ 国立情報学研究所
National Institute on Informatics
^{a)} iwai@db.itc.nagoya-u.ac.jp
^{b)} suzuki@db.itc.nagoya-u.ac.jp
^{c)} ishikawa@itc.nagoya-u.ac.jp

が間違っていると著者が考えたために行われる。この際、著者から編集が行われた文章を記述した著者へ負の評価と考えられる。同様に、残存という編集は、記述が正しいと著者が考えたために行われる。この際、著者から編集が行われた文章を記述した著者へ正の評価と考えられる。さらに本研究では評価を行う著者の影響を考慮する。他の多くの人が正しいと考えている文章を削除する著者は負の評価に関して信頼出来ないといえる。この著者によって削除された文章は正しかった可能性が高い。他の多くの人が間違っていると考えている文章を削除する著者は負の評価に関して信頼出来るといえる。この著者によって削除された文章は間違っている可能性が高い。このように著者の影響を考慮した評価を行い、より高精度な著者の役割推定を行う。

2. 関連研究

Wikipedia の情報から特徴量を抽出し、それらの特徴量を有用に扱う研究は多く存在している。例えば、Wilkinson ら [1] が行った研究では、記事の編集を行った著者数、編集回数を特徴量として扱い、ページの質を算出している。この研究では、ページ毎における著者が行った平均編集回数に着目している。しかし、個々の著者について着目していない点で本研究と異なる。Wikipedia における著者の編集に着目した研究として Kittur ら [2] の研究がある。Kittur らは記事を編集する大部分の著者は編集回数が少なく、少数の著者が記事の大量に編集していると考え、著者の編集回数、編集文字数について分析を行った。この研究では編集回数が多い少数の著者を Elite と呼ぶ。Elite は削除よりも記述を多くする傾向があるとした。さらに Elite と判定される人々は時間の経過と共に編集回数が減るため、Elite の条件からはずれ減少するということを示した。また、そうでない多くの人を Common と定義した。このように著者の編集履歴、内容から Elite, Common という役割を定義した。Predhorsky ら [3] は破壊活動が行われた記事閲覧された回数から、その編集が与えた影響を算出した。さらにその破壊活動について七つの特徴付けを行っている。取得した特徴から、この研究では著者の役割を推定することも可能である。これらの研究では、著者の編集を分析し、これらから役割の推定を行っているといえる。また Adler ら [4], Hu ら [5] が行った研究では、著者が行った編集から著者の質を算出、これらを用いて記事の質を算出といったことを行っている。Adler らの行った研究では著者の行った編集回数や、文章がどれだけ長く残っているか、または残っている文字数を用いて著者の質を算出している。Hu らが行った研究では記事の質と著者の記述に関する質を相互に求めている。本研究でも同様に著者の編集履歴を用いて、著者の役割推定を行っている。しかし、本研究では著者が編集を行った文章はどの著者が記述した文章であるかという著者間の編集における関わりを考慮し、役割の推定

を行う点が異なる。

Ulrik ら [6] は著者の編集履歴から編集ネットワークを作成、著者がどのような編集を行う著者かの分析、編集ネットワークの可視化を行った。編集ネットワークとは、著者と著者の編集における関わりを可視化したネットワークである。これらのネットワークから著者が記事に対して情報を提供する著者か、情報を削除する著者か、記事で記述した文章がどれだけ残存しているかなどといった特徴を算出した。同様に Kittur ら [7] が行った研究では著者が行った編集から対立する構造を発見し、著者間における対立構造の可視化を行っている。また Vuong ら [8] が行った研究では記事と著者の対立構造を発見し、こちらでは記事と著者間における対立構造を算出している。対立構造を発見することによって、著者に特徴付けを行うことが可能である。本研究でも編集履歴から著者と著者の編集における関わりをグラフ化し、それらの分析を行っている。さらに本研究では著者の役割を考慮して、その著者と関与している著者の役割を推定している。これを行うことによって、著者の役割を考慮しない場合より高精度に役割を推定することができると考える。Suzuki ら [9] は文章の質を文章の残存率と著者の質から算出する手法を提案している。文章の残存率から文章の質を算出、算出した文章の質から著者の質を算出する。Suzuki らの研究で用いられる著者の質は削除に関する著者の質である。著者は悪質な文章を削除し、有益な文章を残存させるという仮定を用いている。さらに文章の質を著者の質から、著者の質を文章の質から相互的に算出を行う。これを行うことによって、著者の質を考慮した文章の質算出が可能となる。同様に本研究でも著者のハブ値、オーソリティ値を相互的に算出している。これを行うことによって、著者の編集による影響を考慮したハブ値、オーソリティ値を算出することができ、より高精度な著者の役割推定を行うことができると考える。また、本研究では削除に関してだけでなく、著者の記述、著者の残存に関しても着目しているが異なる。これらの編集に着目することによって、より著者の役割推定に特化した値を得ることができる。

3. 提案手法

本手法では、著者の編集を用いて著者の役割推定を行う。システムの流れは図 1 のようになっている。始めに Wikipedia から編集履歴を取得する。取得した編集履歴から著者の編集である削除、残存の情報を解析する。これらから削除、残存それぞれについて著者をノード、編集をエッジとしたグラフを作成する。それぞれのグラフに対し、リンク構造解析を行い、著者に対してハブ値、オーソリティ値を算出する。このハブ値、オーソリティ値は、他の著者が持つハブ値、オーソリティ値を用いて反復的に算出を行う。このため、どの著者によって編集されたか、ど

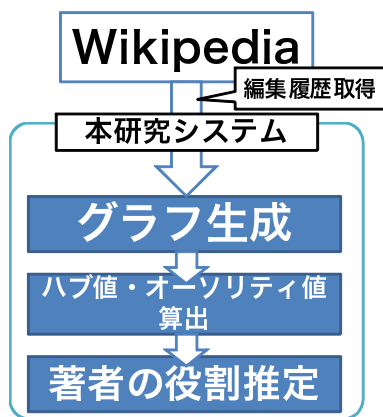


図 1 本研究システムの流れ
Fig. 1 Overview of our proposed system

の著者が記述した文章を編集したか、という影響を考慮した値を算出することが可能である。算出したハブ値、オーソリティ値を用いて著者の役割を推定する。記事によって、悪質な著者、有益な著者が存在するかどうかは変化する。そのため、本研究では記事ごとに応じた著者の役割推定を行う。

3.1 編集のグラフ化

著者は編集を行い、Wikipediaの記事を更新する。本研究では編集のうち、文章の削除と文章の残存を対象とする。これらの編集について、以下の仮定が成り立つものとする。
(1) 著者は記述内容が誤っていると考えられる文章を削除
(2) 著者は記述内容が正しいと考えられる文章を残存

これらより編集は著者から、編集対象となる文章への評価と考えることができる。また文章が正しいか、誤っているかは記述者に依存すると考えられる。よって、文章への評価は同様に、文章を記述した著者への評価とも考えることができる。本研究では、編集を著者から著者へ対する評価と考える。削除は削除を行った著者から、削除が行われた文章を記述した著者に対する負の評価と考えられる。同様に、残存は文章を残存した著者から、残存された文章を記述した著者に対する正の評価と考えられる。編集をグラフにすることによって、著者がどの著者からどれだけ評価されているか、また同様に著者がどの著者をどれだけ評価するかを知ることが出来る。

編集のグラフは著者から他の著者への評価に関する重み付き有向グラフである。このグラフはノードが著者を表し、エッジが編集を表す。またエッジは編集を行った著者を元とし、編集が行われた文章を記述した著者に向けて張る。さらにエッジは重みを持つ。重みは編集で著者が削除した文字数の割合を利用する。グラフは編集それぞれについて作成する。文章削除に関するグラフを削除グラフ、文章残存に関するグラフを残存グラフとする。削除グラフから著者の削除編集について有益か悪質かを推定、また残存

グラフから著者の残存編集について有益か悪質かを推定、同様に削除グラフ、残存グラフから著者の記述について有益か悪質かを推定する。

グラフ作成のために、Wikipediaの編集履歴から著者の編集を確認する。時系列順に編集履歴を確認することによって、どの文章がどの著者によって記述されたものか知ることができる。どの著者によって記述されたかを知ることによって、現在記述されている文章がどれだけ残存しているかを知ることができる。同様に、削除が行われた文章がどの著者によって記述されたものかを知ることが出来る。これらのデータを用いて、編集のグラフを作成する。

表 1 のような編集履歴を持つ記事を考える。バージョンとは、古いものから編集が行われる毎ページにつけられる ID である。始めに著者 A が新たにページを作成、文章の記述を行う。この文章の記述に対し、著者 B が半分間違っているとして、著者 A の文章を 50 文字削除。さらに新たに 150 文字の文章を記述した。この時に行われた著者 B の編集は、著者 A が記述した文章の 50% を削除、また著者 A が記述した文章の 50% を残存したとする。次に行われた編集で著者 A は、著者 B が記述した文章を全て削除する。この時に行われた著者 A の編集は、著者 B が記述した文章の 100% を削除、著者 B が記述した文章の 0% を残存したとする。このように古いバージョンから時系列順に分析を

表 1 記事の編集履歴

Table 1 Edit History

バージョン	著者	編集内容
1	A	新たに 100 文字記述
2	B	A が記述した文章を 50 文字削除 新たに 150 文字記述
3	A	B が記述した文章を 150 文字削除 新たに 200 文字記述
4	D	A の記述した文章を 100 文字削除 新たに 300 文字記述
5	B	A の記述した文章を 40 文字削除 D の記述した文章を 120 文字削除 新たに 200 文字追加
6	C	A の記述した文章を 20 文字削除 D の記述した文章を 25 文字削除

表 2 削除グラフにおける各エッジの重み

Table 2 Weight of each edge on deletion graph

編集を行った著者	編集が行われた文章を記述した著者	重み
A	B	1.0
B	A	0.45
	D	0.4
C	A	0.18
	D	0.14
D	A	0.6

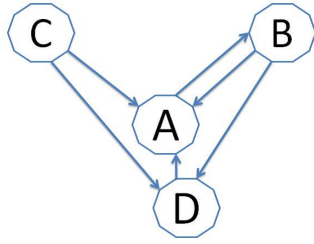


図 2 表 1 の削除グラフ

Fig. 2 Deletion graph of Table 1.

行い、これらをグラフにする。これらをグラフにした結果が図 3 のようになる。エッジはそれぞれ編集の割合を重みとして持っている。例えば著者 A から著者 B に張られているエッジは、著者 A が著者 B の記述した文章を削除したバージョンで記述されていた文章を 100% 削除しているので重み 1.0 である。また著者 B から著者 A に張られているエッジは、重み 0.45 である。これは著者 B が著者 A の記述した文章を削除したバージョンで記述されていた文章をそれぞれ 50%, 40% 削除している。これらを著者 B が著者 A の記述した文章を削除した回数で割った 45% をエッジの重みとして考える。このようにそれぞれのエッジについて重みを計算した結果が表 2 のようになる。エッジの重みは以下の式によって算出される。

$$edge(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N P_i(x, y)}{C(x, y)} \quad (1)$$

$$P_i(x, y) = \frac{D_i(x)}{A_i(y)} \quad (2)$$

$edge(x, y)$ が著者 x から著者 y に張られる重みである。 $P_i(x, y)$ は著者 x が著者 y が記述した文章をバージョン i の時点で削除した割合である。実際の削除文字数は $D_i(x)$ であり、バージョン i の時点で著者 y が記述していた文章の文字数が $A_i(y)$ である。最新のバージョンは N である。全てのバージョンで合計し、著者 x が著者 y を編集した回数である $C(x, y)$ で平均することによって、エッジの重み $edge(x, y)$ を算出する。

3.2 ハブ値、オーソリティ値算出

本研究では 3.1 節で作成したグラフに対し、リンク構造解析アルゴリズムである SALSA[10] を用いてハブ値とオーソリティ値を算出し、著者の役割推定を行う。良質なハブとは、多くの良質なオーソリティにエッジを張っているノードであり、良質なオーソリティとは、多くの良質なハブにエッジを張られているノードである。ハブ値はオーソリティ値を用いて算出され、オーソリティ値はハブ値を用いて算出されるため、互いの影響を考慮していると考えられる。またこのハブ値は著者が他の著者に対し、どのような評価を行っているかという値を示す。同様に、オーソリ

ティ値は著者が他の著者からどのような評価を受けているかという値を示す。これらの値を利用することによって、編集における著者の役割を推定することが出来る。

同グラフ内でハブ値、オーソリティ値はそれぞれの値を用いて算出される。具体的には以下のように算出を行う

$$DelH(u_x)^{(k)} = \sum_{j=1}^N \frac{DelE_h(u_j) * DelA(u_j)^{(k)}}{\sum_{i=0}^N DelE_a(u_i)} \quad (3)$$

$$DelA(u_x)^{(k)} = \sum_{j=1}^N \frac{DelE_a(u_j) * DelH(u_j)^{(k-1)}}{\sum_{i=0}^N DelE_h(u_i)} \quad (4)$$

$$RemH(u_x)^{(k)} = \sum_{j=1}^N \frac{RemE_h(u_j) * RemA(u_j)^{(k)}}{\sum_{i=0}^N RemE_a(u_i)} \quad (5)$$

$$RemA(u_x)^{(k)} = \sum_{j=1}^N \frac{RemE_a(u_j) * RemH(u_j)^{(k-1)}}{\sum_{i=0}^N RemE_h(u_i)} \quad (6)$$

またハブ値、オーソリティ値の初期値は以下のように算出する。

$$DelH(u_x)^{(0)} = \sum_{j=1}^N \frac{DelE_h(u_j) * DelA(u_j)^{(0)}}{\sum_{i=0}^N DelE_a(u_i)} \quad (7)$$

$$DelA(u_x)^{(0)} = 1 \quad (8)$$

$$RemH(u_x)^{(0)} = \sum_{j=1}^N \frac{RemE_h(u_j) * RemA(u_j)^{(0)}}{\sum_{i=0}^N RemE_a(u_i)} \quad (9)$$

$$RemA(u_x)^{(0)} = 1 \quad (10)$$

k は反復回数である。式 (3)、式 (4) は削除グラフのハブ値、オーソリティ値を算出する式である。 x は著者毎につけられる ID であり、 u_x は著者を示す。ここで $DelH(u_x)$ は著者 u_x の削除グラフにおけるハブ値、 $DelA(u_x)$ は著者 u_x の削除グラフにおけるオーソリティ値である。また $DelE_a(u_i)$ は著者 u_i に対して張られているエッジの本数であり、 $DelE_h(u_i)$ は著者 u_i が張っているエッジの本数である。本研究ではエッジの本数は編集の重みとして扱う。このように、編集の重みや編集を行った著者の影響を考慮し、それぞれのハブ値、オーソリティ値を算出する。同様に式 (5)、式 (6) は残存グラフのハブ値、オーソリティ値を算出する式である。ここで $RemH(u_x)$ は著者 u_x の残存グラフにおけるハブ値、 $RemA(u_x)$ は著者 u_x の残存グラフにおけるオーソリティ値である。また $RemE_a(u_i)$ は著者 u_i に対して張られているエッジの本数であり、 $RemE_h(u_i)$ は著者 u_i が張っているエッジの本数である。

これらの式を用いて、削除グラフ、残存グラフそれぞれについてハブ値、オーソリティ値を算出する。

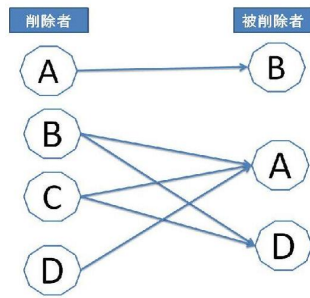


図 3 表 1 の削除, 被削除関係

Fig. 3 The relationship of deleting of Table 1

3.3 著者の役割推定

3.2 節で算出を行ったハブ値, オーソリティ値を用いて著者の役割を推定する. 著者の役割を推定するために, それぞれの値について, 例外の数値がつけられる著者を発見する. 他の著者と比較して非常に大きな値, または非常に小さな値を持つ著者は編集において, 悪質, もしくは有益な著者と考えることができる. Wikipedia は記事毎に著者の数, 記事の評価が異なり, 必ずしも一定数悪質な著者が存在するとは限らない. また同様に有益な著者が一定数存在するとは限らない. そこで, 記事に応じた著者の役割推定が必要となる. 記事に応じた著者の役割推定を行うために本研究では検定を用いる. 例外を発見するために削除グラフ, 残存グラフ, またハブ値, オーソリティ値それぞれについて検定を行う.

削除グラフ, 残存グラフにおけるハブとオーソリティは以下のことを示す.

削除グラフのハブ 良質なハブは有益な削除を行う著者悪質な記述を多く削除することを有益な削除と考える.

削除グラフのオーソリティ 良質なオーソリティは悪質な記述を行う著者良質なハブである著者が削除した文章は質が低いと考えられる. よってその文章を記述した著者が行う記述は悪質であると考えられる.

残存グラフのハブ 良質なハブは有益な残存を行う著者有益な記述を多く残すことを有益な削除と考える.

残存グラフのオーソリティ 良質なオーソリティは有益な記述を行う著者良質なハブである著者が残した文章は質が高いと考えられる. よってその文章を記述した著者が行う記述は有益であると考えられる.

これらの値から以下の役割を推定する.

(1) 削除に関する著者の役割

削除グラフのハブ値から推定を行う

(2) 残存に関する著者の役割

残存グラフのハブ値から推定を行う

(3) 削除グラフから推定される記述に関する著者の役割

削除グラフのオーソリティ値から推定を行う

(4) 残存グラフから推定される記述に関する著者の役割

残存グラフのオーソリティ値から推定を行う

これらの役割に対し, それぞれ有益か, 悪質か, またはそのどちらでもないかを推定する. 本研究では以下の算出式を用いて, 著者の役割推定を行う.

$$Z_{x,k,g} = \frac{v_x - Ave(V)}{Val(V)} \quad (11)$$

$$Ave(V) = \frac{1}{n} \sum_{x=1}^n v_x \quad (12)$$

$$Val(V)^2 = \frac{1}{n} \sum_{x=1}^n (v_x - Ave(V))^2 \quad (13)$$

V は著者の役割推定を行うグラフを表す. g はグラフの種類を表し, g によって削除グラフ, 残存グラフのどちらかが決定される. また v_x が著者のハブ値, もしくはオーソリティ値である. これは k によって決定される. また n はグラフに存在する著者数である. 式 (12) は指定されたグラフにおける著者のハブ値, もしくはオーソリティ値の平均である. 式 (13) は指定されたグラフにおける著者のハブ値, もしくはオーソリティ値の分散である. これらの平均, 分散を用いて式 (11) で著者の役割を推定する値を算出する. 式 (11) は検定に用いられる式であり, 著者のハブ値, オーソリティ値の実現値を算出する. この実現値が他の著者に比べて異常に高い著者, 異常に低い著者は悪質であるか, 有益である可能性が高い. 閾値を設定し, 正の閾値以上, または負の閾値以下である数値を算出する著者が, 他の著者に比べ異常であるといえる. 記事毎に平均, 分散の値が異なるため, この検定を用いることによって, 記事に適した算出を行うことができると考えられる.

これらの数値から推定される役割は表 3 のようになっている. また正の閾値以下でかつ, 負の閾値以上の実現値を持つ著者はどちらともいえない, という役割を推定される.

4. 実験

本研究では以下の二つについて実験を行う.

(1) 著者の影響について

(2) 編集グラフにおけるエッジの重みについて

本研究では, 編集を行った著者, 編集が行われた著者が持つ値の影響を考慮し, それぞれの値を調整することに

表 3 推定される著者の役割

グラフ種類	値の種類	検定結果	推定される著者の役割
削除グラフ	ハブ	正の閾値以上	有益な削除を行う著者
		負の閾値以下	悪質な削除を行う著者
	オーソリティ	正の閾値以上	悪質な記述を行う著者
		負の閾値以下	有益な記述を行う著者
残存グラフ	ハブ	正の閾値以上	有益な文章を残存する著者
		負の閾値以下	悪質な文章を残存する著者
	オーソリティ	正の閾値以上	有益な記述を行う著者
		負の閾値以下	悪質な記述を行う著者

よって、より高精度に著者の役割を推定出来ると考えた。そこで、実際に著者の影響を考慮した場合、著者の役割推定にどれほどの改善が行われたかを 4.2 節にて示す。また本研究では、編集の重みとして編集対象著者が記述した文章に対しての、著者が編集を行った文章の割合を用いた。これは編集対象となる記述した文字の量によって、同じ文字数を削除した場合でも影響が異なると考えたためである。著者の記述量に依存しない方法として、本研究では編集を行った文章の割合を用いた。この比較として、編集の重みとして編集を行った文字数、割合を利用することなしに著者の役割推定を行ったものとの比較を 4.3 節で行う。

4.1 データセット

実験のデータセットとして、日本語版 Wikipedia の秀逸な記事に選ばれている記事、ノストラダムス^{*1}を利用した。秀逸な記事とは、百科事典として記事内容の質、量に問題が無く、書式も問題が無いと考えられるものである。現在、日本版 Wikipedia には 812,724 本の記事があり、そのうち 68 本の記事がこの秀逸な記事となっている。

本記事では合計著者が 126 人、編集回数が合計 222 回である。このうち一人の著者が他の著者に比べ非常に多くの文章を記述しており、四人の著者により、悪質な削除、もしくは悪質な記述がなされている。このデータセットの著者それぞれに対し、人手で著者の記述、削除、残存について有益か、悪質か、そのどちらでもないかを決定する。これを正解セットとして扱う。

4.2 実験：著者の影響

本研究では、編集を行った著者のハブ値から、編集が行われた文章を記述した著者のオーソリティ値を算出する。同様に、編集が行われた文章を記述した著者のオーソリティ値から、編集を行った著者のハブ値を算出している。このように編集を行った著者、編集が行われた著者の値が相互に影響を与え合う。これを行うことによって、著者の影響が考慮された値が算出され、より高精度に著者の役割推定ができると考える。

ハブ値、オーソリティ値を相互に、繰り返し算出することによって、著者の影響が考慮されていると考えることができる。そこで、繰り返し計算するたびに著者の役割推定を行い、著者の影響を考慮にいった場合の変化を調査した。本実験では、負の閾値を -1.28 、また正の閾値を 1.645 として実験を行った。反復前と反復後の差が全てのハブ値、オーソリティ値において 0.00001 以下ならば収束したと考える。

結果が図 4、図 5 のようになっている。縦軸が正答率である。正答率は正解セットと比較した場合に正解あった

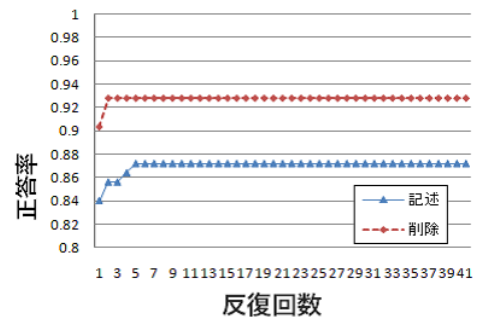


図 4 削除グラフを用いた著者の役割推定正解率

Fig. 4 Accuracy rate of Estimating the Role of Author in Wikipedia with Delete graph

割合を示す。また横軸は反復回数を示している。図 4 における記述は、削除グラフから推定される記述に関する著者の役割を示す。一方、図 4 における削除は、削除に関する著者の役割を示す。同様に図 5 における記述は、残存グラフから推定される記述に関する著者の役割を示す。一方、図 5 における削除は、残存に関する著者の役割を示す。図 4 は収束まで 41 回を必要とし、図 5 は収束まで 3 回を必要とした。

図 4 では反復を行うことにより、はじめに行われた数回の反復にて役割推定の正答率向上が見られた。はじめの数回以降は収束条件が当てはまるまで値の修正を繰り返すが、値が閾値をまたいだ変化を行わない限り正答率に変化は起きないため、正答率は最初数回の反復のみで向上をみせた。本実験におけるエラーとして、最も記述を行った著者が正解セットでは有益な記述を行う著者となっていたが、実験結果では全著者中、最も高い実現値となり、悪質な記述を行う著者となった。これは、この著者の記述量が多いため記事を更新する際に、悪質な記述を削除する有益な削除を行う多くの著者によって削除、更新されているためと考える。

図 5 では反復を行ったが正答率に変化は見られなかった。編集を行う際に、削除を行わなかった文章を残存と考えた。このために、大規模な削除を行うことが無い多くの著者が平均に近いハブ値、オーソリティ値を持つ。これにより、はじめの状態ではほぼ収束した状態であったと考えられる。

4.3 実験：編集グラフにおけるエッジの重み

本研究では、編集グラフにおけるエッジの重みを利用した。これは記述量の差によって評価が変化しないことを考えたためである。例えば、100 文字の文章を記述している著者と 10 文字の文章を記述している著者が存在すると仮定する。これらの著者に対し、10 文字削除した場合に、その重みは同様とは言えない。そこで記述量の差を考慮した値の算出を行うために、編集グラフにおけるエッジの重み

^{*1} <http://ja.wikipedia.org/wiki/ノストラダムス>

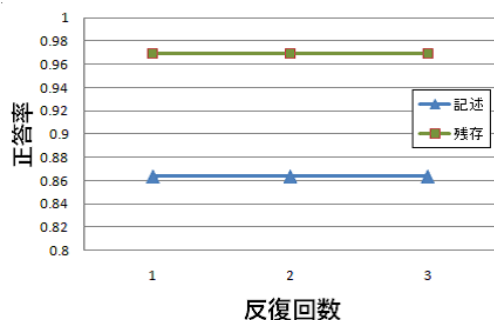


図 5 残存グラフを用いた著者の役割推定正解率

Fig. 5 Estimating the Role of Author in Wikipedia with Remain graph

を利用した。

本実験では編集の重みを利用せず、編集の有無を利用して著者の役割推定を行う。本実験でも 4.2 節で行った実験と同様に、負の閾値を -1.28 、また正の閾値を 1.645 として実験を行った。また収束判定も同様に、反復を行う前と反復後の差が全てのハブ値、オーソリティ値で 0.00001 以下ならば収束したと考える。実験結果は図 6、図 7 のようになっている。図 6 における記述は、重み無し削除グラフから推定される記述に関する著者の役割を示す。一方、図 6 における削除は、削除に関する著者の役割を示す。同様に図 7 における記述は、重み無し残存グラフから推定される記述に関する著者の役割を示す。一方、図 7 における削除は、残存に関する著者の役割を示す。図 4 は収束まで 10 回を必要とし、図 5 は収束まで 6 回を必要とした。

図 6 では、最初 3 回の反復において、削除に関する役割推定の正答率が減少した。また削除グラフから推定される記述に関する著者の役割推定は最初 2 回の反復において、正答率が向上した。しかし、どちらも編集の重みを用いた削除グラフにおける役割推定よりも低い正答率であった。

また図 7 では、残存に関する役割推定は最初 4 回の反復において正答率が減少した。また、残存グラフから推定される記述に関する著者の役割推定は 4 回目の反復において正答率が減少した。残存に関する役割推定は反復 1 回目における正答率が編集の重みを用いた残存グラフを用いた役割推定よりも上回ったが、それ以外は編集の重みを用いた残存グラフにおける役割推定よりも低い正答率であった。

4.4 考察

4.2 節で行った実験では著者の影響を考慮した場合の変化を確認した。図 4、図 5 から分かるように著者の影響を考慮した場合、最初数回の反復で正答率の向上が見られた。これらより、著者の影響を考慮した場合により高精度に著者の役割を推定できると考える。

誤答が多かったのは、正解セットでは悪質と考えられて

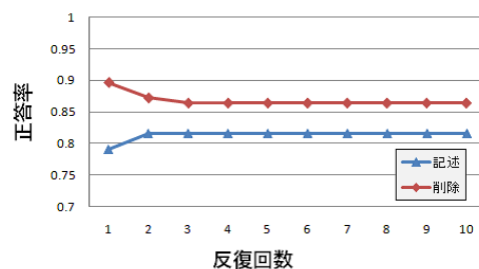


図 6 エッジの重みがない削除グラフを用いた著者の役割推定正解率

Fig. 6 Estimating the Role of Author in Wikipedia with No weight delete graph

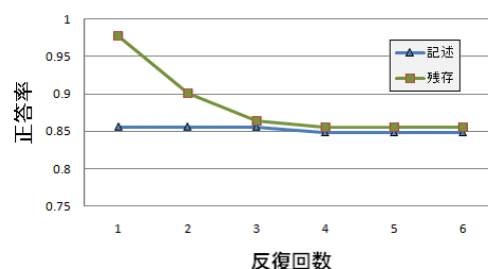


図 7 エッジの重みがない残存グラフを用いた著者の役割推定正解率

Fig. 7 Estimating the Role of Author in Wikipedia with No weight remains graph

いる著者が、どちらでもないと推定されるものであった。削除グラフから算出される悪質な記述を行う著者は、多くの著者に何度も記述を削除される著者である。しかし、実際には悪質な記述を行っていた著者は記述回数が少なく、一度に記述した文章をほとんど削除されていた。このため、このような著者を削除する著者の人数が少なくなった。本研究の役割推定では、他の著者が持つ値と比べ以上に高い人、以上に低い人をそれぞれ悪質、もしくは有益と判断を行う。そのため、正解セットで悪質と判定された著者は平均よりも低い値であったが、実現値が閾値を越えるには至らずどちらでもないという判定となった。一方、最も記述を行った著者は、編集の割合は小さいが、多くの人に修正された。その結果、最も悪質な記述を行う著者として誤答されたと考えられる。

4.3 節で行った実験では編集の重みを利用したことによる変化を確認した。図 6、図 7 に見られるように編集の重みを利用した著者の役割推定がより高精度であることがわかった。この原因として、著者の影響が重みによってどれだけ反映されるかが変化するためである。編集の重みを用いない場合、編集割合に関わらず、編集を行った回数、編集を行った著者数、もしくは記述した文章を編集された回数、編集を行った著者数のみによって著者の影響が反映される。編集の重みを用いた場合、これらに加え、編集割合に応じた著者の影響が反映される。反復の度に著者の影響が考慮された値になるために、編集の重みを用いない著

者の役割推定において、正答率が減少したののだと考えられる。

5. おわりに

本論文では Wikipedia 著者の役割推定手法についての提案を行った。Wikipedia の編集を、編集を行った著者から、編集が行われた文章を記述した著者への評価であると考えた。著者の編集を削除、残存それぞれについて重み付き有効グラフ化し、それらにリンク構造解析を行った。リンク構造解析により、ハブ値、オーソリティ値を算出した。このハブ値、オーソリティ値はそれぞれの値を用いて相互に算出される。よって、これらの値は編集を行った著者、または記述した文章を編集した著者の影響を考慮した値である。著者の影響を考慮することによって、高精度な著者の役割推定を可能にする。

実験では、著者の影響を考慮した場合にどの程度、高精度になるかを検証した。まず、著者の影響をハブ値、オーソリティ値の算出回数により検証した。次に著者の影響を反映率の変化により検証した。その結果、著者の影響を本手法のように用いることは有用であるとわかった。しかし、編集を行わなかった箇所すべてを残存と考えたために、記述してある内容への評価が高くなり、残存グラフから推定を行う記述に関する役割の正答率は低くなった。同様に、記事で記述を最も多く行った著者は変更が多くされたために、記述してある内容への評価が低くなり、削除グラフから推定を行う記述に関する役割の正答率は低くなった。

今後の課題として、著者の編集箇所を考慮した著者の影響を考慮した役割推定の改善が考えられる。また現在、閾値を固定で行っているが、最も適した閾値の設定をする必要があると考える。または検定を改善し、より厳密な分類を行いさらに高精度な著者の役割推定を目指す。

参考文献

- [1] Wilkinson, D. M. and Huberman, B. A.: Cooperation and quality in wikipedia, *Proceedings of International Symposium on Wikis (WikisSym '07)*, pp. 157–164 (2007).
- [2] Kittur, A., Chi, E., Pendleton, B. A., Suh, B. and Mytkwicz, T.: Power of the few vs. wisdom of the crowd: Wikipedia and the rise of the bourgeoisie, *Alt.CHI at CHI 2007* (2007).
- [3] Priedhorsky, R., Chen, J., Lam, S. T. K., Panciera, K., Terveen, L. and Riedl, J.: Creating, Destroying, and restoring value in Wikipedia, *GROUP '07 Proceedings of the 2007 International ACM Conference on Supporting Group Work*, pp. 259–268 (2007).
- [4] Adler, B. T., de Alfaro, L., Ian Pye and Raman, V.: Measuring Author Contribution to the Wikipedia, *Proceedings of the 4th International Symposium on Wikis (WikisSym '08)*, pp. 15:1–15:10 (2008).
- [5] Hu, M., Lim, E.-P., Sun, A., Lauw, H. W. and Voung, B.-Q.: Measuring Article Quality in Wikipedia: Models and Evaluation, *Proceedings of ACM International Con-*

- ference on Information and Knowledge Management (CIKM 2007)*, pp. 243–252 (2007).
- [6] Brandes, U., Kenis, P., Lerner, J. and van Raaij, D.: Network analysis of collaboration structure in Wikipedia, *In Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web (WWW '09)*, pp. 731–740 (2009).
- [7] Kittur, A., Suh, B., Pendleton, B. A. and Chi, E. H.: He says, she says: conflict and coordination in wikipedia, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 453–462 (2007).
- [8] Voung, B.-Q., Lim, E.-P., Sun, A., Le, M.-T., Lauw, H. W. and Chang, K.: On Ranking Controversies in Wikipedia: Models and Evaluation, *In Proceedings of the International Conference on Web Search and Web Data Mining*, pp. 171–182 (2008).
- [9] Suzuki, Y. and Yoshikawa, M.: Mutual Evaluation of Editors and Texts for Assessing Quality of Wikipedia Articles, *Proceedings of the 8th International Symposium on Wikis and Open Collaboration (WikiSym 2012)* (2012).
- [10] Lempel, R. and Moran, S.: The Stochastic Approach for Link-Structure Analysis (SALSA) and the TKC Effect, *In Proceedings of the 9th International Conference on World Wide Web (WWW '00)*, pp. 387–401 (2000).