

マルチエージェントクローラを用いた 有害ユーザの効率的発見手法

中村 健二^{1,a)} 田中 成典² 北野 光一³ 寺口 敏生³ 大谷 和史³

受付日 2011年4月16日, 採録日 2011年10月3日

概要: 携帯電話利用者の低年齢化にともない, インターネットを介して子ども同士がコミュニケーションを図ることによって, 有害な影響を受けたり事件に巻き込まれたりする事案の増加が問題となっている. しかし, 現実世界とは異なり, インターネット上では保護者が子供の振舞いや交友関係を把握することは難しいため, 十分な見守りが行えないという課題がある. そのため, 人手によるネットパトロールなどの活動が実施されているが, 膨大な人的コストが必要となるうえに, 監視漏れが発生してしまうため, Webマイニング技術を活用した支援が検討されている. しかし, インターネットでは, 各ユーザが複数の Web ページを用いてコミュニケーションを図るといった特性があるため, 一般的な Web クローラでは十分な情報収集が行えない. さらに, インターネット上には膨大な量の Web ページが開設されているため, 解析対象をランダムに選択する手法では, 解析効率が悪いという問題がある. そこで, 本研究では, インターネット上から非行逸脱傾向が高い有害ユーザを効率的に発見するマルチエージェントクローラを開発し, ネットパトロールの効率化の実現に取り組んだ.

キーワード: ネットパトロール, Web マイニング, マルチエージェントクローラ, 有害情報, 人間関係抽出

Method for Efficient Detection of Juvenile Delinquent with Multi-agent Crawler

KENJI NAKAMURA^{1,a)} SHIGENORI TANAKA² KOICHI KITANO³ TOSHIO TERAGUCHI³
KAZUFUMI OTANI³

Received: April 16, 2011, Accepted: October 3, 2011

Abstract: The use of mobile phones is increasingly spreading among younger people. This phenomenon leads to a concern that more children are susceptible to harmful information on the Internet or are even involved in criminal cases. It is rather difficult for parents or guardians to constantly watch their children's behavior and know everything about their interactions on the Internet. This is why activities such as "Net Patrol" have been implemented. However, such activities require an enormous labor cost and can't observe whole children's behavior without omission, and thus, web mining tools are needed to support. Ordinary web crawlers are incapable of collecting sufficient information because of the characteristic of the Internet that communication happens with a multiple services combined. In addition, random analyses using crawlers are inefficient. For these reasons, a new approach is needed to identify an individual on the Internet and collect that person's information efficiently. This study aims to develop a multi-agent crawler that can identify harmful users who tend to indulge in misconduct efficiently, and thus, improve the efficiency of Net Patrol.

Keywords: net patrol, web mining, multi-agent crawler, harmful information, human relationship extraction

¹ 立命館大学情報理工学部
College of Information Science and Engineering,
Ritsumeikan University, Kusatsu, Shiga 525-8577, Japan

² 関西大学総合情報学部
Faculty of Informatics, Kansai University, Takatsuki, Osaka
569-1095, Japan

³ 関西大学大学院総合情報学研究科

1. はじめに

携帯電話の低年齢層への普及 [1] にともない, 様々な企

Graduate School of Informatics, Kansai University,
Takatsuki, Osaka 569-1095, Japan

a) k-nakamu@fc.ritsumei.ac.jp

業が子どもを対象とした携帯電話向けのサービスを提供するようになった。そのため、多くの子どもが携帯電話のインターネット機能を介してコミュニケーションサービスを利用 [1] している。これにともない、インターネット上において子どもが加害者や被害者となる事件の増加 [2] が大きな社会問題となっており、その対策が求められている。しかし、携帯電話を用いることで、子どもはいつでもどこでもインターネットを利用できるため、十分な見守り活動を行うことは難しい。そこで、インターネット上における子どもを対象とした見守り活動として、ネットパトロールが行われている。ネットパトロールは、インターネットを巡回し、非行行為や逸脱行為を行う傾向が強いユーザ（以下、「有害ユーザ」と略記）の発見と監視を行う活動である。教育の現場では、この活動により、非行行為やネットいじめの早期対応と深刻化の回避が実現されることが期待されている。しかし、ネットパトロールは基本的に人手による活動であるため、膨大な人的コストが発生するという問題がある。そのため、Web マイニングによる支援が求められている。

ユーザの有害性については、ユーザがインターネットに発信した情報の内容から判定することが可能である。ユーザが発信した情報が有害であるかを評価する手法として、既定のキーワードとの一致に基づく手法 [3] と有害情報の特徴に基づく手法 [3], [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10] の 2 種類がある。前者の既定のキーワードとの一致に基づく手法 [3] では、解析対象となる情報の中に、事前に作成した有害情報に関連するキーワードが出現するかどうかを判定し、その出現する割合に基づき、情報の有害性を評価する。後者の有害情報の特徴に基づく手法 [3], [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10] では、SVM (Support Vector Machine) [11] や Naive Bayes Classifier [12] などの識別器を用いて教師データから学習した有害情報の特徴に基づき、情報が有害かどうかを評価する。これらの手法により、子どもが発信した情報の有害性を評価することで、有害ユーザを発見できる。

また、ネットパトロールの支援では、監視対象となる有害ユーザの発見だけでなく、人間関係を把握することも役に立つと考えられる。これは、分化的接触理論 [13] でいわれるように、コミュニケーションを介して悪影響は伝播する可能性があることから、ユーザ間の人間関係についても見守りが欠かせないためである。

ユーザ間の人間関係の把握については、Web ページ間のリンク関係の解析手法を応用できると考えられる。既存研究では、Web 上の特定のデータを対象に情報を収集する手法として、Web ページ単位のつながりを基にクローリングする手法 [14], [15], [16] や Web サイト単位のつながりを基にクローリングする手法 [17] が提案されている。しかし、各ユーザは複数のサービスを利用して情報発信やコミュニケーションを行っており、いくつもの Web ページ（た

例えば、日々の日記ページなど）や Web サイト（たとえば、ブログサイトなど）を管理しているのが現状 [18] である。このため、管理するユーザを考慮せずに Web ページや Web サイトを別個のものとしてクローリングする手法では、ネットパトロールに必要なインターネット上のユーザの特定や人間関係の抽出も不可能である。

そこで、本研究では、リンク関係を基に、ドメインが異なり通常ではつながりのない Web ページの集合をユーザ単位でクラスタリングすることにより、人間関係を抽出する。そして、人間関係に基づき取得したユーザが発信する情報を解析し、ユーザの有害性を評価するマルチエージェントクロウラを提案する。

本論文の構成は以下のとおりである。まず、2 章で本研究の概要について解説する。次に、3 章と 4 章で本研究の提案手法であるマルチエージェントクロウラとその特徴について解説する。また、5 章で有害ユーザの評価手法について解説する。そして、本研究の提案手法の有用性を検証するため、6 章で実験計画を解説した後、7 章と 8 章で実験内容の詳細の解説と実験結果についての考察を述べる。最後に、9 章で今後の展開について述べる。

2. 研究の概要

本研究では、インターネット上の有害ユーザの発見とユーザ間の人間関係の把握を目的とする。しかし、ユーザ間の人間関係を把握するためには、インターネット上においてユーザが管理する Web ページ群を特定し、これらの Web ページ群から取得したリンク関係を基にユーザ間の人間関係を評価するという課題を解決しなければならない。本研究では、これらの問題に対応するため、インターネットの Web ページ間のリンク関係を解析し、ユーザ層と個人領域層の 2 層構造ネットワークを構築する。本研究で構築する 2 層構造ネットワークの構成を図 1 に示す。

ユーザ層のネットワークは、ユーザ間のコミュニケーションによって構成される仮想的なネットワークである。このネットワークは、ユーザをノード、ユーザ間の人間関

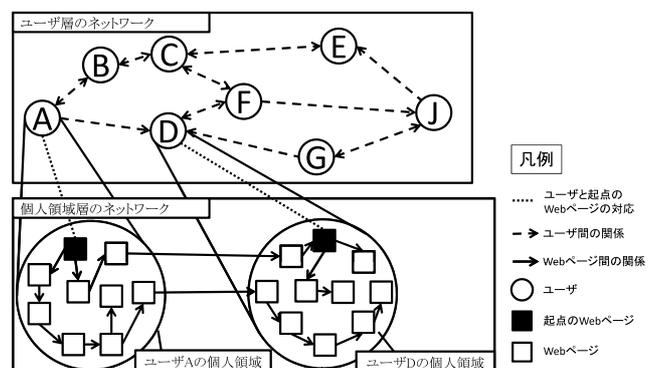


図 1 2 層構造ネットワークの構成

Fig. 1 Configuration of double layered network.

係をエッジとして構成される。インターネット上では、各ユーザは複数の Web ページを管理している。このため、複数のサービスをまたいでユーザが管理する Web ページを関連付けなければ、インターネット上における個々のユーザ情報やユーザ間の人間関係を特定することは難しい。そこで、各ユーザが管理する Web ページ群を特定してグルーピングする。これを個人領域とし、個人領域間を結ぶネットワークを解析することで、ユーザ層のネットワークを構築する。

個人領域層のネットワークは、実際の Web ページ間をつなぐリンクによって構成されるネットワークである。これは、Web ページをノード、Web ページ間のリンク関係をエッジとして構成される。個人領域層では、インターネット上における個々のユーザの個人領域を特定する。

本研究では、これらの 2 層構造ネットワーク上でエージェントどうしが相互に作用しながら巡回するマルチエージェントクロウラ（以下、「個人領域クロウラ」と略記）を開発し、ネットパトロールに利用可能な人間関係を考慮した情報を収集・蓄積する。個人領域クロウラをマルチエージェントクロウラとして開発することで、ユーザ個人が利用する Web ページ間のネットワークと人間関係を表すネットワークとのレベルが異なる 2 層のネットワークを並列的に解析できる。また、個人領域や人間関係の解析と分析を並列処理できるため、日々刻々と変化する動的なネットワークに順応して逐次的な人間関係を取得できる。

2.1 提案手法の必要性

個人領域クロウラを用いず有害ユーザを発見する手法として、インターネット上の各サービスが管理するユーザ情報を特定するキー（以下、「ユーザ ID」と略記）を用いて、個別に有害性を解析する手法が考えられる。しかし、この手法は、ネットサービスをクロウリングしユーザ情報を取得するにあたり、ネットサービス事業者がネットパトロール実施者に全ユーザ ID を開示しない場合に対応できないという課題がある。これに加えて、ユーザ検索や URL 解析による機械的なクロウリング手法では、適切なキーワードや解析ルールを構築できなければ、網羅的に全ユーザ ID を取得できないという課題もある。

一方、ユーザ ID を網羅的に取得できた場合においても、個別のユーザ情報のみを解析する手法では、ネットパトロールに必要なユーザ間の人間関係を把握できないという課題がある。また、全ユーザ情報を解析してから有害ユーザの人間関係のみを解析する場合、各有害ユーザからリンクするユーザの情報は取得できても、有害ユーザに一方的にリンクしているユーザや相互リンクしているユーザの人間関係が取得できないため、ネットパトロールに利用可能な人間関係を十分に把握できていないといえる。

以上の課題を解決するため、本研究では、各サービスに

投稿されたユーザ情報を個別に解析するのではなく、各ユーザが管理する個人領域と個人領域間のリンク関係を取得可能な個人領域クロウラを開発する。そして、個人領域クロウラにより取得したリンク関係を基に、ユーザ情報とユーザ間の人間関係の逐次把握を可能とするネットパトロール支援手法を提案する。

2.2 解析対象

個人領域クロウラでは、インターネット上における各ユーザの個人領域を特定し、個人領域間をつなぐリンク関係を基に人間関係を解析する。

インターネット上の個人領域を解析する起点として、ネットパトロールの主な対象である中高生に幅広く利用されているプロフィールサービス（以下、「プロフ」と略記）を用いる。プロフとは、メールを投稿するのと同様の手軽さで、画像、名前、学校、住所や趣味などの情報を項目ごとに登録できるサービスである。また、プロフには、その他のページやサービスへのリンクを登録する機能があり、プロフユーザは、この機能を用いて友人のプロフやユーザ自身が利用する別のサービス間を連携させる。プロフから広がるサービスを図 2 に示す。プロフと連携する代表的なサービスは、訪問時にコメントを残すゲストブックサービス（以下、「ゲspb」と略記）である。ゲspbは、プロフへアクセスしたユーザがコメントを残す電子掲示板サービスである。ゲspbは、プロフから広がるコミュニケーションツールであり、「出会いのきっかけとなる書き込み」や「日常的な会話の書き込み」が投稿されるため、様々な出会いの起点となっている。また、携帯電話のデコレーションメール機能で管理可能なミニブログサービスである「りある」や複数のサービスを連携する基点サービスである「ホームペ」などが連携される事例が多くみられる。本研究では、これらのプロフと連携される機会が多いサービスを個人領域の形成要素とする。

これらのサービスがプロフを基点に連携されている利用実態に鑑み、プロフページを個人領域クロウラによる解析の起点とすることで、ユーザの個人情報と個人領域中に含まれる Web ページ間の関連付けが可能である。

また、本研究におけるユーザの有害性の評価基準は、ネットパトロール情報を学校関係者が利用することに鑑み、「飲酒」や「煙草」などの非行行為や逸脱行為を行っていることとした。

2.3 処理の流れ

本研究で提案する個人領域クロウラを用いた有害ユーザ発見手法の処理の流れを図 3 に示す。本提案手法は、1) クロールエージェント機能と、2) 有害ユーザ判定モデル構築機能から構成される。

クロールエージェント機能では、入力されたプロフ群を

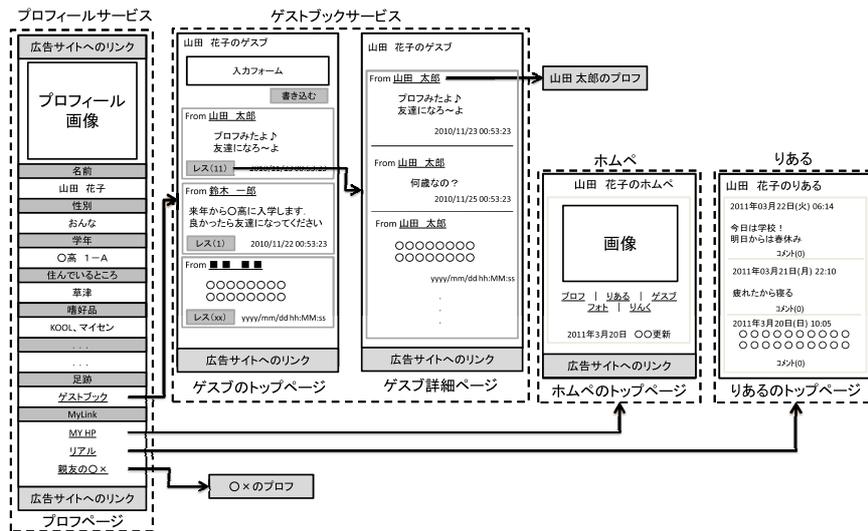


図 2 プロフから広がるサービス

Fig. 2 Services linked from profile web page.

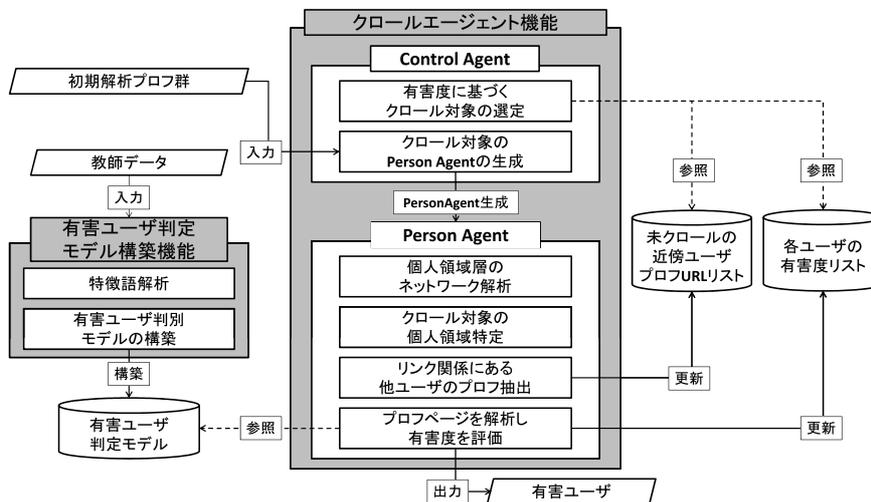


図 3 処理の流れ

Fig. 3 Flowchart of developed system.

起点として、ユーザ層を巡回する「Control Agent」と個人領域層を巡回する「Person Agent」の2つのエージェントが協調してインターネットを巡回し、ユーザ群を抽出する。そして、各ユーザの有害度を算出し、有害ユーザを発見する。

有害ユーザ判定モデル構築機能では、有害ユーザを判定する際に用いる判定モデルを構築する。まず、有害ユーザが管理するプロフィールページと有害でないユーザ（以下、「一般ユーザ」と略記）が管理するプロフィールページを解析し、モデル構築に用いる特徴語を抽出する。次に、抽出した特徴語を用いて有害ユーザ判定モデルを構築する。なお、本研究では、ユーザを有害か無害かの2クラスに分類するモデルとして、分類問題において一般的に用いられるSVMを採用し、SVMの出力結果を基にユーザの有害度を評価する。

3. 個人領域クローラの構成

本研究では、人間関係の解析に主眼をおいたマルチエージェントクローラである個人領域クローラを提案する。個人領域クローラは、Control AgentとPerson Agentの2種類のエージェントが連携するマルチエージェントクローラである。個人領域クローラの概要を図4に示す。個人領域クローラにおいて、Control Agentは、有害度に基づきクロール対象のユーザを選定し、Person Agentに解析を依頼するエージェントである。Person Agentは、Control Agentの依頼に従い、クロール対象のユーザの個人領域を特定し収集すると同時に、対象ユーザとリンク関係にあるユーザの一覧とそのユーザの有害度を評価し、その有害度をControl Agentに報告するエージェントである。それぞれのエージェントの挙動について解説する。

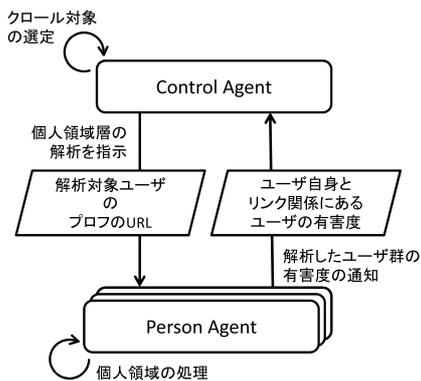


図 4 個人領域クローラの概要

Fig. 4 Outline of personal area crawler.

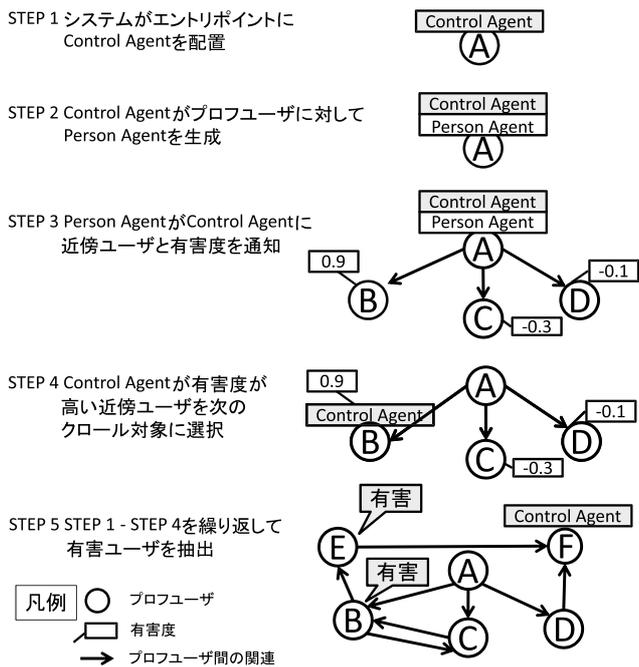


図 5 Control Agent の挙動

Fig. 5 Behavior of control agent.

3.1 Control Agent の挙動

Control Agent は、クローラ対象を選別し、Person Agent を生成するエージェントである。Control Agent の挙動を図 5 に示す。Control Agent は、まず、エージェントが巡回する起点となるエントリーポイントの解析対象ユーザのプロフに配置される (図 5 STEP1)。次に、解析対象ユーザの個人領域と他ユーザとの関係を解析するために、エントリーポイントのプロフに対応した Person Agent を生成する (図 5 STEP2)。最後に、生成した Person Agent が出力する各ユーザの有害度を参照 (図 5 STEP3) し、次の解析対象を選定する (図 5 STEP4)。本研究では、既存研究 [19] の知見に基づき、有害度が高いユーザを次の解析対象として Control Agent を移動させる。この操作を繰り返すことで (図 5 STEP5)、ランダムにクローラする場合に比べ、効率的に有害ユーザを発見できる。

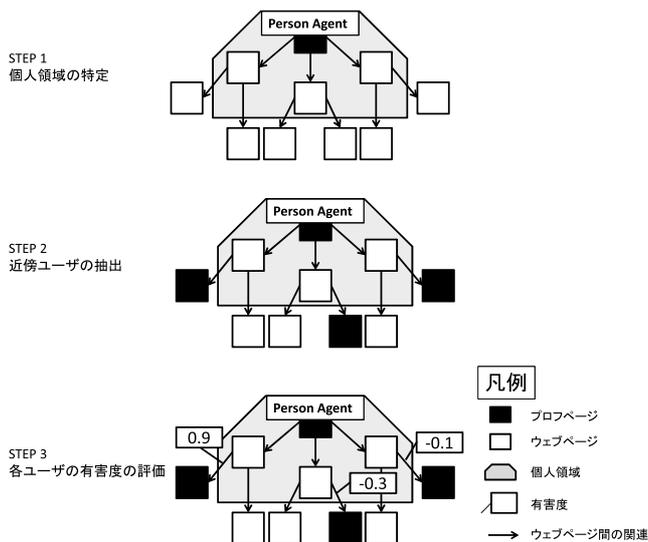


図 6 Person Agent の挙動

Fig. 6 Behavior of person agent.

3.2 Person Agent の挙動

Person Agent は、ユーザごとの個人領域の特定とリンク関係にあるユーザの抽出および有害度の評価を行うエージェントである。Person Agent の挙動を図 6 に示す。Person Agent は、まず、Control Agent から解析を指示されたプロフページからリンク関係を解析し、ユーザの個人領域を特定する (図 6 STEP1)。次に、個人領域からリンクされている他ユーザのプロフを抽出し、近傍ユーザとしてリストに登録する (図 6 STEP2)。最後に、近傍ユーザのプロフを解析して有害度を評価 (図 6 STEP3) し、各ユーザの有害度リストを更新する。個人領域の特定方法と各ユーザの有害度の評価方法の詳細については、それぞれ 4 章と 5 章で解説する。

4. 個人領域の特定方法

本研究では、携帯電話のインターネット機能を利用したコミュニケーションの起点であるプロフに着目し、プロフのトップページから取得できる URL をプロフユーザの個人領域の特定に活用する。

プロフのトップページから取得できる URL は、大別して「個人領域に含まれる Web ページへのリンク」、「Web 広告のリンク」と「他のユーザのプロフページへのリンク」の 3 種類である。個人領域に含まれる Web ページは、多くの場合、訪問履歴とコメントを掲載する掲示板サービスである「ゲスブ」や携帯電話での利用を前提としたミニブログサービスである「りある」のような、プロフユーザが利用しているサービス内の Web ページである。これらのサービスでは、ユーザの管理するコンテンツをページ送り機能などを用いて複数のページに分割して表示する。そのため、各 Web ページの URL は、表示中のページ番号を表す部分のみが異なり、ユーザ ID やサービス名などを表す

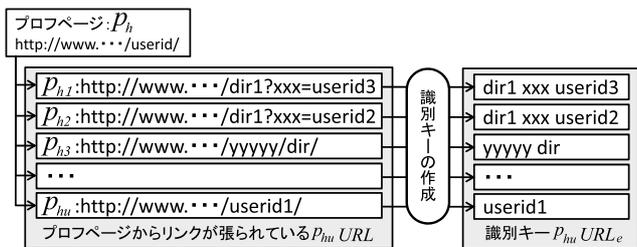


図 7 個人領域の識別キーの生成

Fig. 7 ID keys generated in personal area.

部分は変化が少ないという特徴がある。この特徴を利用して、個人領域に含まれる Web ページを判別できる。Web 広告のリンクは、プロフのトップページから取得できるアフィリエイト用の転送 URL とリンク先の URL が異なる場合が多いという特徴から判別できる。また、他のユーザのプロフページの URL は、ドメインなどの共通部分と各ユーザに個別の特有部分を解析することで判別できる。

これらの URL の特徴から、本研究では、URL を分割し生成した識別キーを用いてプロフユーザごとの個人領域を特定する。個人領域の特定は、「識別キーの生成処理」と「個人領域の判定処理」の 2 つの処理により構成される。

4.1 識別キーの生成処理

識別キーの生成処理では、プロフのトップページに掲載されている URL から個人領域に含まれる Web ページを識別するための識別キーを生成する。まず、Control Agent から入力されたプロフィール p_h を取得する。本研究では、1 つのプロフ p_h は 1 人のプロフユーザ $user_h$ が管理しているものとする。次に、取得した p_h からリンクされている Web ページ p_{hu} とそのページ p_{hu} の URL である $p_{hu}URL$ を取得する。最後に URL に含まれる要素を抜き出すために取得した $p_{hu}URL$ を解析し、ディレクトリ階層を分割する記号「/」や、クエリ文字列を分割する記号「?」「_」「-」「:」「=」「&」などの文字が出現した位置で URL を識別要素 $p_{hu}URL_e$ に分割し、プロフィール $user_h$ の個人領域の識別キーとする。個人領域の識別キーの生成を図 7 に示す。ここで、Web ページ p_{hu} の URL である $p_{hu}URL$ は、識別キー $p_{hu}URL_e$ の集合と見なせるため、式 (1) のように表すことができる。

$$p_{hu}URL = \{p_{hu}URL_1, p_{hu}URL_2, \dots, p_{hu}URL_e\} \quad (1)$$

4.2 個人領域の判定処理

個人領域の判定処理では、Web ページ p_{hu} の URL から取得した識別キー $p_{hu}URL_e$ と判定対象の Web ページの識別要素集合との一致率に基づき、対象の Web ページが個人領域に含まれるかどうかを判別する。まず、Web ページ p_{hu} の URL である $p_{hu}URL$ と p_{hu} からリンクされている Web ページ p_{huw} の URL である $p_{huw}URL$ との関連度

$$\begin{aligned} X &= \{a, b, c\} \\ Y &= \{a, d, e, c, b\} \\ LCS(X, Y) &= \{a, c\} \end{aligned}$$

図 8 関数 $LCS(X, Y)$ の出力例

Fig. 8 Output example of function $LCS(X, Y)$.

$Ext(p_{hu}URL, p_{huw}URL)$ を取得する。URL どうしの関連度 $Ext(p_{hu}URL, p_{huw}URL)$ を算出する式 (2) を次に示す。

$$\begin{aligned} Ext(p_{hu}URL, p_{huw}URL) &= \frac{\text{count}(LCS(Elm(p_{hu}URL), Elm(p_{huw}URL)))}{\text{count}(Elm(p_{hu}URL))} \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、 $Elm(URL)$ は、URL に含まれる識別要素を抽出する関数である。また、 $LCS(X, Y)$ は、2 つの集合 X, Y 間で順番を同じくする要素を抽出する手法である最長共通部分列 (LCS: Longest Common Subsequence) [20] を算出する関数である。関数 $LCS(X, Y)$ の出力例を図 8 に示す。式 (2) に示すように、集合 X, Y 間で並びを共通とする部分列を抽出することで、URL の類似性を評価する。このとき、評価対象である 2 つの URL のドメイン名が異なる場合は、異なるサービスへのリンクと見なせるため、類似性がないと評価する。一方、ドメイン名が同じ場合は、ドメイン名以降の URL より $Elm(URL)$ を取得し、これらを式 (2) に入力することで類似性を評価する。

次に、式 (2) により算出された URL どうしの関連度 $Ext(p_{hu}URL, p_{huw}URL)$ が閾値 α 以上となる $p_{huw}URL$ の Web ページをプロフィール $user_h$ の個人領域として判定する。個人領域の判定処理を図 9 に示す。個人領域の判定処理では、他のユーザのプロフページへのリンクや Web 広告へのリンクを個人領域とは関係ない Web ページと判定する必要がある。本提案手法では、ユーザ ID の違いを特徴として、他のユーザのプロフページへのリンクを解析対象ユーザの個人領域に含まれる Web ページではないと判定する。さらに、手作業で作成した Web 広告辞書との一致を特徴として、既知の Web 広告へのリンクを解析対象ユーザの個人領域に含まれる Web ページではないと判定する。判定に用いるユーザ ID は、サービスごとに正規表現によって取得する。また、Web 広告辞書は、有志が作成した広告フィルタである AdBlockPlus [21] のブラックリストに登録されている識別キーリスト (819 件) と著者らが手作業で収集した Web 広告の識別キーリスト (48 件) とを統合したものである。結果、作成した Web 広告辞書には、計 867 件の識別キーが登録されている。本提案手法では、この Web 広告辞書に登録された識別キーが URL に出現すると、Web 広告として判定しフィルタリングする。なお、Web 広告辞書に登録されていない未知の Web 広告へのリンクについては、本提案手法により、プロフに掲載される URL とリンク先の URL の違いから、個人領域に含ま

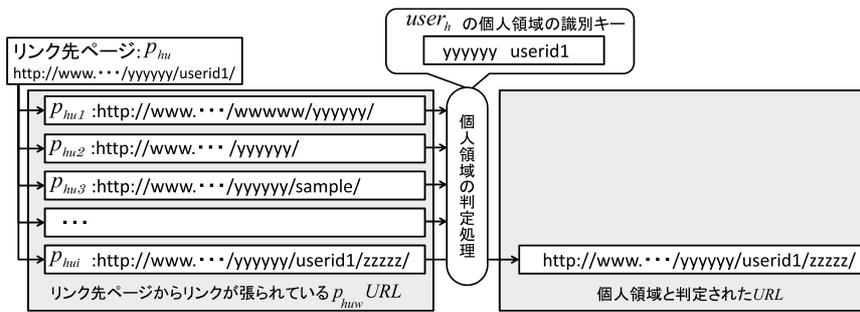


図 9 個人領域の判定処理

Fig. 9 Analysis process in personal area.

れる Web ページではないと判定できる。

最後に、探索候補 URL の各要素を探索元 URL として、新たな探索候補 URL を抽出できなくなるか、もしくは探索制限回数の上限に至るまで繰り返し探索を行う。

以上の手法により個人領域を特定することで、他ユーザーとのつながりを考慮した情報収集の仕組みを実現できる。

5. 有害度の評価方法

本システムでは、各ユーザーのプロフページを有害ユーザー判定モデルに入力し、ユーザーの有害度を評価する。有害度の評価に必要な有害ユーザー判定モデルの構築と有害度の評価システムについて解説する。

5.1 有害ユーザー判定モデルの構築

本提案手法では、有害ユーザーと一般ユーザーをプロフサイトから収集し、SVM により学習することで有害ユーザー判定モデルを構築する。まず、有害プロフ集合 P_{prof} と一般プロフ集合 N_{prof} を収集する。有害プロフを P_{p_i} 、一般プロフを N_{p_j} とすると、各集合は式 (3) と式 (4) のように表すことができる。

$$P_{prof} = \{P_{p_1}, P_{p_2}, \dots, P_{p_i}\} \quad (3)$$

$$N_{prof} = \{N_{p_1}, N_{p_2}, \dots, N_{p_j}\} \quad (4)$$

次に、各プロフに記載された個人情報から n-gram モデルを用いて文字列 d_k を抽出する。そして、有害プロフ集合と一般プロフ集合でそれぞれ文字列集合を構築する。任意の有害プロフ P_{p_i} から抽出した文字列集合を PD_i 、任意の一般プロフ N_{p_j} から抽出した文字列集合を ND_j とすると、各集合は式 (5) と式 (6) のように表すことができる。

$$PD_i = \{Pd_1, Pd_2, \dots, Pd_i\} \quad (5)$$

$$ND_j = \{Nd_1, Nd_2, \dots, Nd_j\} \quad (6)$$

有害プロフ集合 P_{prof} から抽出した文字列集合 PD と一般プロフ集合 N_{prof} から抽出した文字列集合 ND に含まれる全文字列集合を組合せ、文字列集合 D_{all} を構築する。文字列集合 D_{all} を式 (7) に示す。

$$D_{all} = \{d_1, d_2, \dots, d_k\} \quad (7)$$

文字列集合 D_{all} の各要素 d_k を要素とする次元数 $|D_{all}|$ のベクトル空間を構築する。そして、有害プロフ P_{p_i} の文書における文字列 Pd_k の出現回数 $Freq(P_{p_i}, Pd_k)$ を要素として、有害プロフ P_{p_i} の素性ベクトル Pp_{v_i} を作成する。また、同様の方法で、一般プロフ N_{p_j} の素性ベクトル Np_{v_j} を作成する。最後に、全有害プロフから作成した有害プロフの学習ベクトル集合 PpV と全一般プロフから作成した一般学習ベクトル集合 NpV との両方を SVM に入力することで、有害ユーザー判定モデルを構築する。

5.2 有害度の評価

判定対象 T のプロフを T_p とし、n-gram モデルを用いて T_p から抽出した文字列集合を TD とすると、各集合は式 (8) のように表すことができる。

$$TD = \{Td_1, Td_2, \dots, Td_k\} \quad (8)$$

判定対象 T の有害度は、判定対象のプロフ T_p から抽出した文字列集合 TD より素性ベクトル TpV を作成し、5.1 節で構築した有害ユーザー判定モデルに入力することで評価する。有害度が高いユーザーは、有害ユーザーであると判定し、出力する。また、各ユーザーの有害度の評価結果は Control Agent を介して各ユーザーの有害度リストに登録され、Control Agent の次の移動先の選定に活用される。以上の処理を繰り返すことで、インターネットから効率的に有害ユーザーを発見する。

6. 実験計画

本研究で提案した個人領域クローラの有用性を検証するため、既存手法との比較実験を通じて「個人領域の有効性」と「有害ユーザーの発見効率」の 2 項目について評価実験を行う。本研究の実験計画を図 10 に示す。図 10 は評価実験により検証する項目を明確化するため、図 3 と実験内容の対応関係を図示したものである。

個人領域の有効性に関する有用性の評価実験として、7.1 節では、個人領域の URL 間の関連度の閾値を評価する。7.2 節では、クローラにおける個人領域の特定精度を評価する。7.3 節では、人間関係の収集効率を提案手法と

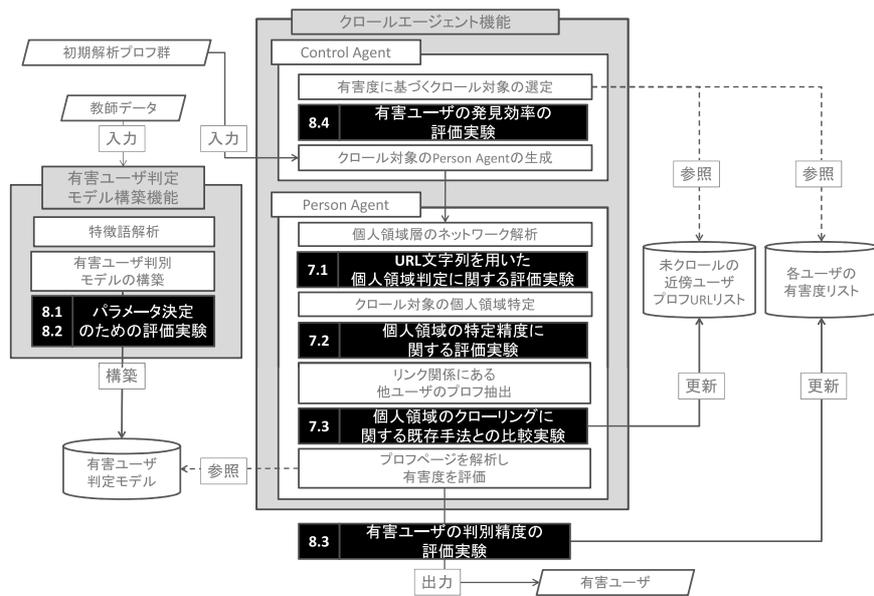


図 10 本研究の実験計画

Fig. 10 Plan of experiments.

従来手法とで比較することによって、個人領域を考慮する有効性を評価する。そして、8.3節では、8.1節と8.2節のパラメータ決定のための評価実験の結果を基に、個人領域クローラによる有害ユーザの判定精度を検証する。これらの実験結果を基に、8.4節では、ホップ数あたりの有害ユーザの発見効率を提案手法と従来手法とで比較することによって、有害ユーザの発見効率を評価する。以上の評価実験を通じて、本研究で提案する有害ユーザの効率的な発見とユーザ間の人間関係の抽出を目的とした個人領域クローラの有用性を実証する。

7. 個人領域特定に関する評価実験

本章では、図 10 の実験計画に従い、個人領域の特定に関する評価実験を行う。

7.1 URL 文字列を用いた個人領域判定に関する評価実験

7.1.1 実験内容

本実験では、個人領域の特定時に使用する閾値 α の最適値を求める。実験に用いるデータは、個人領域に含まれる Web ページの URL とその URL からリンクされている Web ページの URL の組合せ 132 件とする。これらの URL の中には、「アルバム」、「りある」、「ホーム」、「ゲスブ」、「ブログ」、「プロフィール」、「リンク」や「広告サイト」が含まれており、個人領域に含まれるかどうかを手でチェックしている。なお、本実験では、閾値 α を決定するための実験であるため、2つのサービスをまたぐリンクは個人領域に含めないものとして評価する。具体例として、ユーザが「プロフィール」、「ホーム」と「ブログ」の3つのサービスを管理していた場合、「プロフィール」→「ホーム」→「ブログ」とリンクする場合に、「ブログ」は対象外とした。これは、2つ

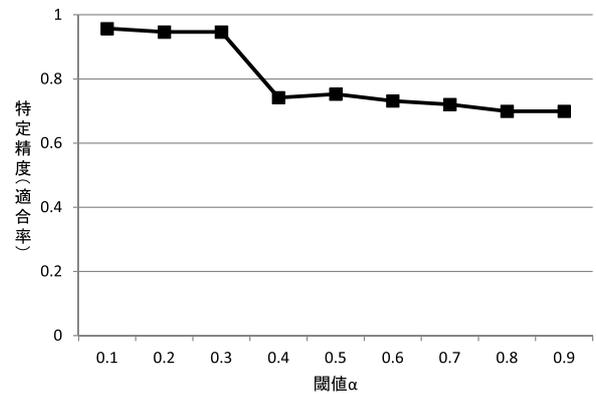


図 11 精度と閾値 α との関係

Fig. 11 Relationship between precision and threshold α .

のサービスをまたぐ場合、URL の類似性が失われるため、本提案手法の対象外と考えられるためである。本実験の実験手順を次に示す。

STEP 1 実験データの URL の組合せに対して、それぞれの URL の類似度を算出する。

STEP 2 個人領域の特定時に使用する閾値 α の値を 0.1 から 1.0 まで、0.1 間隔で変化させ、個人領域の特定精度を評価する。

7.1.2 結果と考察

本実験の結果を図 11 に示す。表に示すとおり、個人領域の特定精度は、閾値 α の値が 0.3 より大きくなると劇的に低下することが分かる。本評価実験では、顕著に表れていないが、閾値 α の値が小さい場合には個人領域を誤判定する事例も存在する。そのため、以後の実験では、精度の変化点である 0.3 を閾値として用いる。

表 1 個人領域に含まれるサービスの割合

Table 1 Percentage of each service included in personal area.

サービス名	個人領域に含まれていた件数	個人領域に含まれる割合 (%)
プロフィール	1,636	28.62
ゲストブック	1,009	17.65
ブログ	899	15.73
りある	593	10.37
アルバム	627	10.97
ホームページ	270	4.72
リンク	233	4.08
その他	449	7.86

7.2 個人領域の特定精度に関する評価実験

7.2.1 実験内容

本実験では、個人領域の特定精度を評価する。個人領域の特定精度は、誤抽出の原因を詳細に分析するために、ユーザを基準とした場合と個人領域に含まれるサービスを基準とした場合の2種類の評価基準により評価する。実験に用いるデータとして、400万超のユーザが利用するプロフィールサービスより、ネットパトロールの対象である「高校生」をキーワードにユーザ検索を行い、検索結果として出力されたプロフィールから1,116件を抽出した。評価対象のサンプリング数の決定には、統計調査において一般的に用いられる単純無作為抽出法 [22] の評価式を用いた。本実験では、99% (信頼度係数 2.58) の信頼度でサンプリング数の検定を行った結果、許容誤差 5% 以内の結果が得られることを確認したうえで決定した。また、偏りがない実験データかどうかを確認するため、抽出結果を目視で確認したところ、性別が明記されているプロフィールは 886 件であり、男性のプロフィールは 414 件、女性のプロフィールは 472 件であった。このことから、抽出したデータは、偏りなくデータを取得することができており、ランダムにデータを取得できていることが分かる。なお、個人領域の特定時に使用する閾値 α は、7.1.2 項の実験結果に基づき 0.3 とした。これらの実験データを用いて、次に示す手順により実験を行う。

STEP 1 実験データのプロフィールのトップページ 1,116 件を評価対象として、個人領域の特定処理を行う。本実験では、処理を効率化するため、個人領域として収集された Web ページの数が 100 件に到達した段階で個人領域候補のページ収集処理を終了する。

STEP 2 各プロフィールのトップページから本提案手法により特定した個人領域の Web ページ群と目視により特定した個人領域の Web ページ群とを比較し、ユーザを基準とした場合の個人領域の特定精度を評価する。なお、個人領域の特定精度の評価では、本提案手法による特定結果と目視による特定結果が完全一致した場合のみを評価し、特定結果に 1 ページでも多寡があった場合や他のユーザの個人領域の Web ページを抽出した場合は、誤抽出として扱った。

表 2 ユーザ単位の個人領域の特定精度

Table 2 Accuracy of personal identification area by user.

	全抽出できた割合	誤抽出した割合
個人領域の抽出精度	0.88	0.12

STEP 3 各プロフィールユーザの個人領域内に含まれる Web ページ群を分析し、サービスを基準とした場合の個人領域の特定精度を評価する。しかし、個人領域に含まれるサービスは多様であり、すべてのサービスの特定精度を評価することは難しい。そこで、STEP2 で取得した個人領域に含まれるサービスを目視で確認した。個人領域に含まれるサービスの割合を表 1 に示す。表より、本研究では、個人領域に含まれることが多いサービスとして、訪問時にコメントを残す掲示板である「ゲストブック」、ミニブログサービスである「りある」、画像管理サービスである「アルバム」、お気に入りの Web サイトを登録するサービスである「リンク」、Web サイト作成サービスである「ホームページ」とブログの 6 サービスについて評価する。

7.2.2 結果と考察

実験結果より得られたユーザ単位の個人領域の特定精度を表 2 に示す。表に示す結果より、解析対象としたプロフィール 1,116 件のうち、985 件 (0.88) のプロフィールについて、正しく個人領域を特定することができた。誤抽出したプロフィールの実験結果を確認すると、1 件誤抽出したプロフィールは 90 件 (0.08)、2 件誤抽出したプロフィールは 32 件 (0.03)、3 件以上誤抽出したプロフィールは 9 件 (0.01) であった。以上の実験結果より、誤抽出したプロフィール 131 件のうち、90 件 (0.69) が 1 件のみの誤抽出であるため、全体として高精度に個人領域を特定できることが分かった。また、解析結果を目視で確認したところ、サービスによって個人領域の特定精度に差が見られることが分かった。

サービス単位の個人領域の特定精度を表 3 に示す。表に示す結果より、ゲストブック、りある、アルバム、リンク、ホームページについては、0.95 以上の精度で抽出できた。一方、実験結果を目視で確認し、誤抽出したデータの分析結果を表 4 に示す。表に示す結果より、Web ページを個人領域とし

表 4 誤抽出したデータの分析

Table 4 Analysis of incorrect extraction data.

誤抽出の要因	抽出不可件数	抽出不可に占める割合 (%)
Web 広告と誤判定	59	83.10
Web ページの消失	5	7.04
実験の制約条件	4	5.63
パスワード要求ページへの設定変更	3	4.23

表 3 サービス単位の個人領域の特定精度

Table 3 Accuracy of personal identification area by service.

サービス名	全体件数	サービス利用率 (%)	抽出件数	精度
ゲスブ	1,003	89.87	1,002	0.99
りある	618	55.38	610	0.99
アルバム	593	53.14	581	0.98
リンク	130	11.65	129	0.99
ホームペ	283	25.36	273	0.96
ブログ	544	48.75	505	0.93

て、正しく抽出できない主な理由は、Web 広告辞書を用いることで、正規のサービスを Web 広告と誤判定するためであると分かった。この問題については、Web 広告辞書の内容を精査する必要があると考えられる。また、1 ユーザにつき 100 ページクロールし個人領域を探索するという制約条件により、サービスの抽出漏れがあることも分かった。この問題については、収集ページ数を増加させることで対応可能であるが、処理時間とトレードオフの関係があるため、最適な条件を模索する必要がある。一方、「パスワード要求ページへの設定変更」と「Web ページの消失」の課題に関しては、外部からのクローラで対策することが難しく、サービスを運営する企業からの情報提供などの協力が必要であると考えられる。

7.3 個人領域のクローリングに関する既存手法との比較実験

7.3.1 実験内容

本実験では、既存手法との比較実験により有害ユーザの探索時に個人領域を考慮する有効性を検証する。評価指標には、収集ページ数と発見ユーザ数の割合を用いる。なお、収集ページ数は収集した Web ページ数全体を意味し、発見ユーザ数は収集した Web ページの中でもプロフのトップページ数とする。また、同じプロフのトップページを複数回抽出した場合は、同じユーザとして扱う。収集ページ数における発見ユーザ数の割合を見ることにより、人間関係の発見効率を求めることができる。比較する既存手法には、Web ページクローラの探索アルゴリズムとして一般的に用いられる幅優先探索を採用する。これは、深さ優先探索に比べ多くの個人領域に含まれる可能性の高い Web ページを探索できるためである。また、個人領域を考慮せずプロフのトップページのみから収集する場合についても

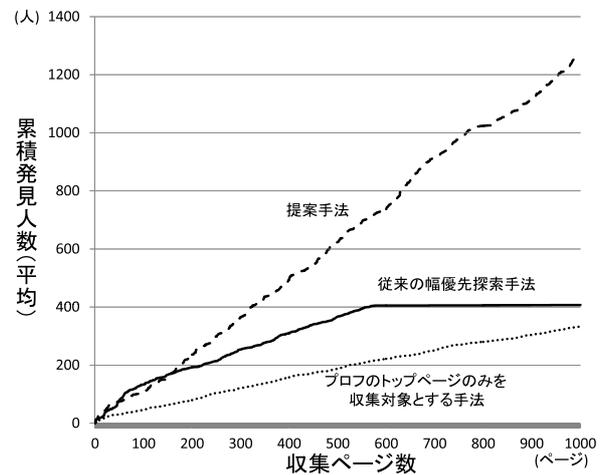


図 12 収集ページ数と発見人数の関係

Fig. 12 Relationship between number of collected pages and users.

同様の実験を行い、人間関係の発見効率を検証する。本実験の実験手順を次に示す。

STEP 1 「高校生」を検索キーとして無作為に抽出したプロフトップページ 5 件の URL を起点としてクローリングを行い、収集した Web ページから次の解析対象となる URL を抽出する。なお、URL 中に Web 広告辞書に登録されている識別キーが登場する Web ページについては、Web 広告辞書に基づくフィルタリング対象とした。

STEP 2 個人領域クローラでは、STEP1 で抽出した URL を解析して個人領域を特定し、リンク関係にある Web ページを収集する。比較対象である幅優先探索手法では、個人領域を特定せず、すべての Web ページを収集する。個人領域を考慮せずプロフのトップページのみから他ユーザのプロフページを収集する手法では、プロフのトップページへのリンクのみを収集対象とした。

STEP 3 収集した Web ページを解析し、プロフのトップページを抽出する。

STEP 4 プロフのトップページを新たな解析対象とし、STEP1 から STEP3 を繰り返す。

7.3.2 結果と考察

本実験の結果を図 12 に示す。図に示す結果より、個人領域クローラでは、収集ページ数に比例して新たなユーザを発見できていることを確認した。一方、幅優先探索で収

集した場合、収集件数が約 600 件に到達した時点を超えて新たなユーザを発見できなかった。また、起点となる 5 つの URL の Web ページの収集状況を確認したところ、一定数以上の Web ページを収集すると、新たなユーザを発見できない区間が断続的に発生した。これは、個人領域を考慮しない場合、Web 広告辞書に登録されていない広告サイトなどを介して移動した企業の Web サイトなどを探索し、ユーザを発見できなくなるためである。また、個人領域を考慮せずプロフのトップページのみから他ユーザのプロフページのみを収集対象とする手法では、提案手法と比較して、集めた Web ページ数に対し新たに発見したプロフのトップページ数は約 4 分の 1 程度であることが分かった。これは、一般的に他ユーザのプロフへのリンクは、コミュニケーションツールであるグズブなどの他のサービスの Web ページに含まれており、プロフのトップページには他ユーザのプロフへのリンクが含まれていることが少ないため、クロール初期の段階で処理が収束してしまっていることが原因である。実際に、起点となる 5 つの URL の Web ページの収集状況を確認したところ、5 つのうち 4 つのクローラは、クロール初期の段階で新たな Web ページを発見できない状況となっていることが分かった。

以上の実験結果から、個人領域を考慮することで、従来の幅優先探索手法やプロフのトップページのみを収集対象とする手法と比較して効率的にユーザを発見できており、Web ページ上のユーザを単位としてクロールする場合に有効であることが検証できた。

8. 有害ユーザの発見効率の評価実験

本章では、図 10 の実験計画に従い、有害ユーザの発見効率の評価実験を行う。

8.1 SVM のパラメータ決定のための評価実験

8.1.1 実験内容

有害ユーザ判定モデルを適切に構築するため、SVM の学習に用いる入力パラメータの値を決定する。なお、SVM のライブラリには、LibSVM [23] を利用し、SVM カーネル関数には、既存研究 [24], [25], [26] と同様に、一般的に広く利用されている RBF カーネルを用いる。本実験では、SVM の学習に必要な cost パラメータと、RBF カーネルの使用時に必要な gamma パラメータについての探索を行う。cost パラメータの値は、教師データが誤分類された場合のペナルティの重みを表す。また、gamma パラメータの値は RBF カーネルの分散の大きさを表す。これらの値が大きいほど教師データの誤分類は少なくなるが、教師データに特化した判定モデルとなり、未知のデータに対する汎化能力が低下する。

本実験では、提案手法によりプロフページを収集し、そこから有害ユーザのプロフページ 5,000 件と一般ユーザの

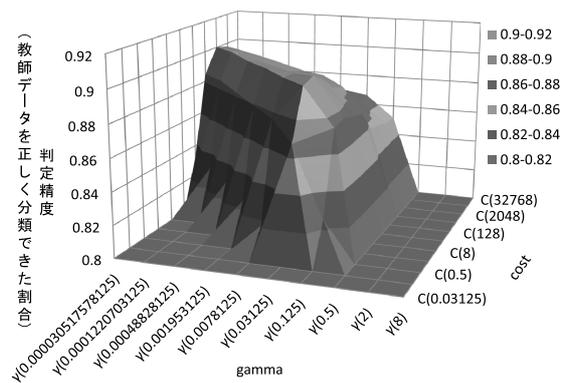


図 13 cost と gamma の探索結果

Fig. 13 Search results for cost and gamma.

プロフページ 5,000 件、計 10,000 件を抽出する。本実験では、有害ユーザを判定する基準として、煙草の銘柄語 205 単語と酒・カクテルの銘柄語 511 単語を用いて有害語辞書を作成した。そして、プロフを機械的に解析し、有害語辞書に含まれる単語がプロフの嗜好品欄や好きな飲み物欄に含まれている場合は有害ユーザのプロフと判定し、含まれていない場合は一般ユーザのプロフと判定した。これらの実験データを用い、cost と gamma の 2 つのパラメータについて、最適な値の組合せを網羅的に探索する手法であるグリッドサーチを実施する。

なお、本実験では、有害ユーザと一般ユーザの各データセットに出現する文字列の中で出現頻度が上位の 5,000 件の文字列 (計 10,000 件) を実験で用いる素性とし、n-gram のトークン文字列数を 3 文字とした。

STEP 1 プロフページ 10,000 件 (有害ユーザのプロフページ 5,000 件、一般ユーザのプロフページ 5,000 件) から抽出した文字列を素性とし、SVM により有害ユーザ判定モデルの教師データを構築する。

STEP 2 プロフページ 10,000 件を用いて、cost と gamma の 2 つのパラメータについて、グリッドサーチを実施する。各パラメータの探索回数はそれぞれ 10 回ずつとし、パラメータの初期値は、cost = 32,768, gamma = 8 とする。

STEP 3 パラメータ cost と gamma を有害ユーザ判定モデルに設定し、教師データを学習させモデルの精度を求める。

STEP 4 パラメータ gamma の値を 1/4 倍する。

STEP 5 STEP3 から STEP4 を 10 回繰り返す。

STEP 6 パラメータ cost を 1/4 倍し、パラメータ gamma には初期値を設定して STEP5 を 10 回繰り返す。

STEP 7 最も良い精度を出したパラメータ cost と gamma の組合せを出力する。

8.1.2 結果と考察

本実験の結果を図 13 に示す。図に示す結果より、cost が 512, gamma が $1.220703125 \times 10^{-4}$ の場合に精度が 0.92

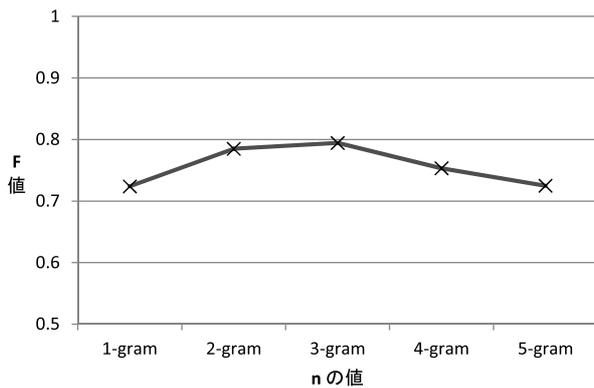


図 14 n-gram の探索結果

Fig. 14 Search results for n-gram.

となり、最適な結果が得られることが分かった。この結果から、以降の実験では、前述のパラメータの値を採用する。

8.2 n-gram のトークン文字数決定のための評価実験

8.2.1 実験内容

有害ユーザ判定モデルを適切に構築するため、最適な n-gram のトークン文字数の決定するための実験を実施する。本実験では、8.1.1 項と同様に機械的に収集したプロフィールページ 2,800 件（有害ユーザのプロフページ 1,400 件、一般ユーザのプロフページ 1,400 件）を用いて、各パラメータの最適値を探索する。また、実験で用いる素性は、8.1 節と同様に 10,000 語を用いる。本実験の実験手順を次に示す。

STEP 1 n の値を 1 から 5 までを変化させて、プロフィールページの個人情報から抽出した文字列を素性とし、SVM により有害ユーザ判定モデルを構築する。SVM のモデル構築には、プロフィールページ 2,800 件の中の 1,000 件（有害ユーザのプロフページ 500 件、一般ユーザのプロフページ 500 件）を用いる。なお、本実験では、SVM の cost と gamma の値は、8.1.2 項の実験で求めた値を用いる。

STEP 2 SVM に、STEP1 の SVM のモデル構築に用いた 1,000 件を除く、プロフィールページ 1,800 件（有害ユーザのプロフページ 900 件、一般ユーザのプロフページ 900 件）のデータセットをテストデータとして入力し、有害ユーザの判定精度を算出する。

STEP 3 有害ユーザの判定精度を F 値を用いて評価し、最も高精度に判定可能な n-gram のトークン文字数を決定する。

8.2.2 結果と考察

本実験の結果を図 14 に示す。図に示す結果より、n-gram の値が 3 の場合において、F 値 0.79 となり、高精度に有害ユーザを判定できていることが分かる。これは、n-gram の値が 3 より小さい場合、単語ではない文字列が抽出され、他のユーザに含まれる語と多く一致するため、精度が低下したと考えられる。また、n-gram の値が 3 より大きい場

合、抽出される文字列が長くなり、他のユーザに含まれる語と一致する件数が減少するため、精度が低下したと考えられる。この結果から、有害ユーザ判定モデルの構築には、3-gram の文字列を素性として用いることが適切であると考えられる。

8.3 有害ユーザの判定精度の評価実験

8.3.1 実験内容

本実験では、プロフィールページに含まれる記述内容を用いてユーザの有害度を評価できるかどうかを検証する。本実験では、8.1 節や 8.2 節とは異なり、有害ユーザを判定する基準として、有害語辞書を参照したユーザが目視で判定した有害ユーザのプロフデータ 2,000 件、一般ユーザのプロフデータ 2,000 件を実験用データとして用いる。これは、判定精度の検証に用いる実験データの信頼度を高めるためである。この実験用データに対し、5 分割交差法を適用し、有害ユーザの判定精度を評価する。なお、実験で用いる素性数は、8.1 節と同様に、有害ユーザと一般ユーザの各データセットに出現する文字列のうち出現頻度の上位 5,000 件ずつ、計 10,000 件を用いた。評価実験の実験手順を以下に示す。

STEP 1 実験用データセットを入力し抽出した n-gram の文字を素性として、有害ユーザ判定モデルを構築する。なお、SVM のパラメータや n-gram のトークン文字数は、8.1 節と 8.2 節の評価実験により求めた値を用いる。

STEP 2 テスト対象のプロフページを入力し、有害度を 1 から -1 の値で評価する。

STEP 3 有害度が 0 より大きいユーザを有害ユーザとして判定し、正しく判定できた割合について、適合率、再現率と F 値により評価する。

8.3.2 結果と考察

本実験の結果を表 5 に示す。表に示す結果より、有害ユーザと一般ユーザの両方について、非常に高精度に判定できることが分かった。これは、n-gram を用いて抽出した文字列に見られた次の 2 点の特徴が原因と考えられる。1 つ目は、有害ユーザと一般ユーザの間で明確に異なる特徴が見られる点である。特に、本研究では、有害ユーザの特徴として、「喫煙」や「飲酒」などに関するキーワードを設定したが、これらの製品名や話題につながる文字列は、一般ユーザのプロフ上にはまったく登場しなかった。2 つ目は、ユーザの年齢層がある程度限定されるため、プロフ上で交換される話題が限定的なものとなり、使用される文字列のバリエーションが少ない点である。このため、有害ユーザのプロフ上に出現する文字列と無害ユーザのプロフ上に出現する文字列との間の違いが強調されて学習されたと考えられる。

表 5 有害ユーザの判定精度の評価実験の結果 (5 分割交差法)

Table 5 Results of accuracy of harmful user identification (5-fold cross validation).

データセット		正解データ数	適合件数	適合率	再現率	F 値
全実験結果の合計	有害	2,000	1,933	0.97	0.98	0.97
	無害	2,000	1,960	0.98	0.97	0.97
	全体	4,000	3,893	0.97	0.97	0.97

表 6 Control Agent の配置方法の違いによる評価実験の結果

Table 6 Results for each allocation method for control agent.

データセット ID	収集人数		有害ユーザ数		有害ユーザの割合 (%)		
	提案	従来	提案	従来	提案	従来	差 (提案—従来)
1	1,791	1,776	1,349	1,003	75.32	56.48	18.85
2	1,500	1,824	1,080	984	72.00	53.95	18.05
3	1,475	1,720	1,048	960	71.05	55.81	15.24
4	1,582	1,839	1,180	1,169	74.59	63.57	11.02
5	1,413	1,487	1,066	923	75.44	62.07	13.37
合計	7,761	8,646	5,723	5,039	73.74	59.28	15.46

8.4 有害ユーザの発見効率の評価実験

8.4.1 実験内容

本実験では、既存研究との比較により有害度が高い順に優先的に Control Agent を配置する手法の有用性を検証する。比較する既存手法には、7.3 節と同様に幅優先探索を採用する。本実験の手順を次に示す。

STEP 1 7.3.1 項の実験と同様に、クロールの起点となるユーザを無作為に 5 人抽出し、そのユーザを起点としてクロールを開始する。このとき、個人領域中に他のユーザへのリンクを持たないユーザは、クロールの起点としては不適格であると判定する。以上の条件に従いデータセットを 5 セット作成し、実験対象とする。

STEP 2 起点ユーザの個人領域を抽出し、個人領域に隣接する各ユーザのプロフページの有害度を算出する。

STEP 3 隣接するプロフページの中から、次の Control Agent の配置先を選定する。なお、個人領域クロールでは、有害度が最も高いユーザを次の Control Agent の配置先として選定する。一方、幅優先探索手法では、次の Control Agent の配置先を無作為に選定する。

STEP 4 収集したデータセットに含まれるユーザの有害度を評価し、閾値により有害ユーザを判定する。

STEP 5 判定結果を解析し、有害ユーザのプロフが含まれている割合により比較する。

8.4.2 結果と考察

本実験の結果を表 6 に示す。表に示す結果より、有害ユーザの収集効率を基準として比較した場合、幅優先探索手法と個人領域クロールを用いた本提案手法では、最大で 18.85 ポイント、全体で 15.46 ポイントの違いが見られた。また、収集された有害ユーザの数を基準として比較した場合でも、提案手法が 5,723 名、従来手法が 5,039 名であることから、提案手法の方が優れていることが分かる。これ

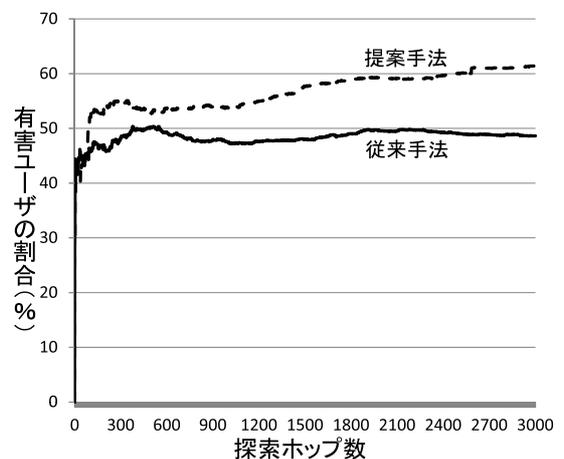


図 15 探索ホップ数と有害ユーザの割合の関係

Fig. 15 Relationship between number of search hops and rate of harmful users.

は、既存研究 [19] の知見より、有害ユーザの周りには有害ユーザが集まる傾向があるため、有害ユーザを優先的に探索することで、収集効率を高めることができたためであると考えられる。また、探索ホップ数ごとの有害ユーザの割合の平均を求め、探索ホップ数と有害ユーザの発見効率との関係を詳細に分析した。探索ホップ数と有害ユーザの割合の関係を図 15 に示す。図に示すとおり、探索ホップ数が少ない段階ですでに有害ユーザの発見効率に差が出ており、探索が進むにつれて徐々に差が広がっていることが分かる。これらの結果から、有害度に基づき次の Control Agent の配置先を決定することで、効率的に有害ユーザを発見できることが分かった。

9. おわりに

本研究では、携帯電話のインターネット機能を介して利用されるサービス内で広がる人間関係の特性を考慮した

情報収集クローラである個人領域クローラを提案した。また、ネットパトロール支援を目指し、人間関係を基に有害ユーザを効率良く発見する手法を提案した。評価実験の結果、個人領域クローラは、従来の幅優先探索クローラと比較して、効率良く人間関係を収集可能であることを立証した。また、ネットパトロールの支援として、Control Agentの挙動を有害度に基づく探索に変更し、情報収集効率を従来手法と比較した結果、従来手法よりも15ポイント程度の探索効率の向上を実現した。

今後の課題として、「個人領域の特定アルゴリズムの改善」と「なりすましの問題」があげられる。1つ目の課題は、インターネットの利用方法として、複数のサービスを組み合わせて利用するという特性があり、評価実験においてもプロフからブログへリンクし、ブログ経由でホームページや携帯ゲームサイトなどへつながる事例が見られた。この課題に対しては、他ユーザを含めた人間関係のネットワークとWebページのネットワークの共引用の関係から、個人領域に含まれやすいドメインを推定することで対応できる。また、2つ目の課題は、大人が中学生や高校生になりすまし、出会い目的で女子中学生や高校生とコミュニケーションをとろうとするという問題である。この課題に対しては、なりすましユーザの人間関係の傾向を解析することで、対応できる。今後は、上記2点の課題への対応と、有害ユーザとつながることで危険にさらされるユーザを自動的に発見する手法の研究に取り組む予定である。

謝辞 本研究の一部は、平成21~22年度JST RISTEX「犯罪からの子供の安全」研究開発領域研究開発プログラム「犯罪からの子供の安全」(研究課題「子どもの犯罪に関わる電子掲示板記事の収集・監視手法の検討」)、平成20~24年度私立大学戦略的研究基盤形成支援事業(研究課題「セキュアライフ創出のための安全知循環ネットワークに関する研究」)から助成を受け、その成果を公表するものである。

参考文献

- [1] 文部科学省生涯学習政策局：子どもの携帯電話等の利用に関する調査結果について、文部科学省(2009)。
- [2] 警察庁：平成22年中の出会い系サイト等に起因する事犯の検挙状況について、広報資料(2011)。
- [3] Lee, W., Lee, S.S., Chung, S. and An, D.: Harmful Contents Classification Using the Harmful Word Filtering and SVM, *Proc. 7th International Conference on Computational Science*, pp.18-25, Springer-Verlag (2007)。
- [4] Guermazi, R., Hammami, M. and Hamadou, A.: Combining Classifiers for Web Violent Content Detection and Filtering, *Proc. 7th International Conference on Computational Science*, pp.773-780, Springer-Verlag (2007)。
- [5] Lee, P.Y., Hui, S.C. and Fong, A.C.M.: Neural Networks for Web Content Filtering, *IEEE Intelligent Systems*, Vol.17, No.5, pp.48-57, IEEE (2002)。
- [6] Du, R., Safavi-Naini, R. and Susilo, W.: Web Filtering Using Text Classification, *IEEE International Confer-*

- ence on Networks*, Vol.11, pp.325-330, IEEE (2003)。
- [7] Chandrinou, K., Androutsopoulos, I., Paliouras, G. and Spyropoulos, D.: Automatic Web Rating; Filtering Obscene Content on the Web, *Proc. 4th European Conference on Research and Advanced Technology for Digital Libraries*, pp.403-406, Springer-Verlag (2000)。
- [8] 菊池琢弥, 内海 彰：語の共起情報に基づく有害サイトフィルタリング手法, 第9回情報科学技術フォーラム講演論文集, No.2, pp.1-6, 情報処理学会・電子情報通信学会(2010)。
- [9] 池田和史, 柳原 正, 松本一則, 滝嶋康弘：HTML要素に着目した違法・有害サイト検出手法の提案と評価, 情報科学技術フォーラム講演論文集, No.2, pp.7-12, 情報処理学会・電子情報通信学会(2010)。
- [10] 松葉達明, 里見尚宏, 榊井文人, 河合敦夫, 井須尚紀：学校非公式サイトにおける有害情報検出, 言語理解とコミュニケーション研究会技術研究報告, Vol.109, No.142, pp.93-98, 電子情報通信学会(2009)。
- [11] Cortes, C. and Vapnik, V.: Support-Vector Networks, *Machine Learning*, Vol.20, No.3, pp.273-297, Kluwer Academic Publishers (1995)。
- [12] Duda, R.O. and Hart, P.E.: *Pattern Classification and Scene Analysis*, John Wiley & Sons (1973)。
- [13] Sutherland, E. and Cressey, D.: *Principles of Criminology, 3rd edition*, Lippincott Company (1939)。
- [14] Akilandeswari, J. and Gopalan, P.: An Architectural Framework of a Crawler for Locating Deep Web Repositories Using Learning Multi-agent Systems, *Proc. International Conference on Internet and Web Applications and Services*, pp.558-562, IARIA (2008)。
- [15] Hua, J., Bing, H., Ying, L., Dan, Z. and Yong, G.: Design and Implementation of University Focused Crawler Based on BP Network Classifier, *Proc. 2nd International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.44-47, IEEE (2009)。
- [16] Ibrahim, A., Selamat, A. and Selamat, H.: Scalable E-business Social Network Using MultiCrawler Agent, *Proc. International Conference on Computer and Communication Engineering*, pp.702-706, IEEE (2008)。
- [17] Hai-ling, X. and Jing, D.: Specific Web Spider Design for the Extraction of Unknown Chinese Words from BBS Corpus, *Proc. International Conference on Future Information Technology and Management Engineering*, pp.499-502, IEEE (2009)。
- [18] 下田博次：学校裏サイト—ケータイ無法地帯から子どもを救う, 東洋経済新報社(2008)。
- [19] 荒川裕子, 中村健二, 小柳 滋：プロフサイト内の人間関係解析によるネットパトロール支援に関する研究, 情報科学技術フォーラム講演論文集, No.2, pp.517-518, 情報処理学会・電子情報通信学会(2010)。
- [20] Mike, P. and Vlado, D.: Longest Common Subsequences, *Mathematical Foundations of Computer Science*, Vol.841, pp.127-142, Springer (1994)。
- [21] GoogleCode: adblock-plus-japanese-filter, available from (<http://code.google.com/p/adblock-plus-japanese-filter/>) (accessed 2010-02-14)。
- [22] 辻 新六, 有馬昌宏：アンケート調査の方法—実践ノウハウとパソコン支援, p.122, 朝倉出版(1987)。
- [23] Chih-Chung, C. and Chih-Jen, L.: LibSVM, available from (<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>) (accessed 2010-02-14)。
- [24] 奥 健太, 中島伸介, 宮崎 純, 上村俊亮, 加藤博一：情報推薦におけるユーザの価値判断基準モデルに基づくコンテキスト依存型ランキング方式, 情報処理学会論文

誌：データベース, Vol.2, No.1, pp.57-80, 情報処理学会 (2009).

- [25] 廣安知之, 西岡雅史, 三木光範, 横内久猛: 多目的遺伝的アルゴリズムによる SVM 学習データ選択手法, 情報処理学会研究報告バイオ情報学, Vol.2008, No.126, pp.77-80, 情報処理学会 (2008).
- [26] 中村健二, 田中成典, 大谷和史, 山本雄平: セキュアライフの創出を目指した安全知の獲得に関する研究—電子掲示板からの犯行予告の抽出, 土木情報利用技術論文集, Vol.18, pp.269-280, 土木学会 (2009).



中村 健二 (正会員)

1981 年生. 2004 年関西大学総合情報学部卒業. 2006 年関西大学大学院総合情報学研究科知識情報学専攻博士課程前期課程修了. 2009 年関西大学大学院総合情報学研究科総合情報学専攻博士課程後期課程修了. 同年関西大学

ポスト・ドクトラル・フェロー, 2010 年立命館大学情報理工学部助手, 現在に至る. 博士 (情報学). 知識情報処理, Web マイニング, テキストマイニング等の研究に従事. 2002 年から 2010 年にかけて, (株) 関西総合情報研究所にて活動. システム設計, データモデル設計等の研究開発に従事. 土木学会, 日本データベース学会各会員.



田中 成典 (正会員)

1963 年生. 1986 年関西大学工学部土木工学科卒業. 1988 年関西大学大学院工学研究科土木工学専攻博士課程前期課程修了. 同年 (株) 東洋情報システム (現在, TIS) に入社. 人工知能に関する研究受託開発業務に従事.

1994 年関西大学総合情報学部専任講師. 1997 年助教授, 2004 年教授, 2006 年から学生センター副所長, 現在に至る. 2002 年 8 月から 1 年間, カナダの UBC にて客員助教授. 博士 (工学). 専門は知識工学と社会基盤情報学. CAD/CG, GIS/GPS, 画像処理および Web ソリューションビジネスに関する研究に従事. 2000 年 (株) 関西総合情報研究所を起業, 設立当初から現在まで取締役会長. 2006 年 (株) フォーラムエイトの顧問に就任, 現在に至る. 建設省土木研究所 CAD 製図基準検討委員会委員長, 土木学会土木情報システム委員会幹事長, 同委員会土木 CAD 小委員会委員長, ISO/TC184/SC4 国内委員などを歴任. 現在, 国土交通省日本建設情報総合センター社会基盤情報標準化委員会委員, 同委員会 CAD/データ連携小委員会委員長, 土木学会情報利用技術委員会副委員長. 主に, ISO に準拠した CAD 製図基準と CAD データ交換基盤の開発に従事.



北野 光一 (学生会員)

1983 年生. 2006 年関西大学総合情報学部卒業. 2008 年関西大学大学院総合情報学研究科知識情報学専攻博士課程前期課程修了. 現在, 関西大学大学院総合情報学研究科総合情報学専攻博士課程後期課程在学中. 修士 (情報学). テキストマイニング, Web マイニングの研究に従事.



寺口 敏生

1984 年生. 2007 年関西大学総合情報学部卒業. 2009 年関西大学大学院総合情報学研究科知識情報学専攻博士課程前期課程修了. 現在, 関西大学大学院総合情報学研究科総合情報学専攻博士課程後期課程在学中. 修士 (情報学). テキストマイニング, Web マイニングおよび GIS の研究に従事.



大谷 和史

1985 年生. 2009 年関西大学総合情報学部卒業. 2011 年関西大学大学院総合情報学研究科知識情報学専攻博士課程前期課程修了. 修士 (情報学). Web マイニングの研究に従事.