

カテゴリ分類と時系列情報に基づくブログスパム判定手法の提案

中村 健二^{†1} 田中 成典^{†2} 古田 均^{†2}
北野 光一^{†1} 寺口 敏生^{†1}

近年、誰もが気軽に情報発信を行う手段として、ブログ (blog) が注目されている。ブログでは、コメントを用いた情報交換やトラックバックを通じた関連情報の取得が容易である。しかし、これらの機能を対象として、広告や他サイトへの誘導を目的とするスパム投稿の増加が問題となっていることから、投稿のスパム判定を効果的に行うフィルタリング手法が求められている。既存研究では、メールのフィルタリングにおいて、スパムに出現する単語の特徴からスパム判定を行うベイジアンフィルタの研究が成果をあげている。しかし、これをブログに適用した場合、評価値を更新しスパム判定精度を維持するための長期的な人的コストが必要となる問題と、ブログ上の出現単語数の多さからすべての単語の相対的な出現回数が少なくなるためスパム判定の精度が低下するという問題がある。さらに、ブログ上の出現単語が時系列によって変化する点も考慮する必要がある。そこで、本研究では、これらの課題に対して、Web から自動的に取得した情報を用いてスパム判定の評価値を自動更新する手法、単語の相対的な出現回数の少なさに対応するため各単語の評価値をカテゴリ別に算出する手法と時系列情報から単語のスパム確率を補正する手法を用いることで、ブログスパムに適した判定手法の提案を目指す。評価実験では、上述した提案手法を用いた場合と用いなかった場合の比較を行い、提案手法の有用性を実証する。

Proposal for Detection Method of Blog Spam Based on Categorization and Time Series Information

KENJI NAKAMURA,^{†1} SHIGENORI TANAKA,^{†2} HITOSHI FURUTA,^{†2}
KOUICHI KITANO^{†1} and TOSHIO TERAGUCHI^{†1}

Recently, a blog is well known as a tool for transmitting information easily. However, as the blog spam increases, the method of filtering spam is required to be efficient. In early researches, the method for detecting spam mail with Bayesian filter detects the spam from a characteristic of spam words appeared in spam mails with a high degree of accuracy. However, there are some problems to apply the Bayesian filter for the blog spam detection. First, it takes a lot of man-hours to keep high accuracy continuously. Second is to decrease the accuracy of the spam detection because there are too many various words in blog. Furthermore, we have to consider an appearance time of each word. Therefore, in this paper, we acquire information to update the judgment information automatically and calculate spam probability of words with every category to cope with these problems. In addition, we use the time series information to revise spam probability of words to cope with the problem changing an appearance words on time. With these countermeasures, we propose a method for detecting a new blog spam. With comparative experiments, the present method is better adapted to any existing methods.

1. はじめに

近年、Web 利用者の絶対数が増加¹⁾したことで、Web の持つ利用者同士のコミュニケーション促進力やコミュニケーションの結果として発生する様々な技

術と仕組みが Web 2.0²⁾と呼ばれ注目を集めている。

Web 2.0 では、ユーザ主体のコンテンツ発信がさかんに行われるようになった。なかでも、ブログ (blog) は、開設が容易であり、運営においても専門的な知識を必要としないことから、一般に広く普及³⁾している。ブログは、記事と記事に投稿されたコメント、そしてトラックバックの3要素で構成されるエントリの集合であり、コメントを用いた意見交換やトラックバックを用いた関連情報の連結を容易に行うことができる。

^{†1} 関西大学大学院総合情報学研究科
Graduate School of Informatics, Kansai University

^{†2} 関西大学総合情報学部
Faculty of Informatics, Kansai University

Web 2.0 の問題点として、誰もが情報を簡単に発信できる点を悪用したスパムの増加⁴⁾があげられる。スパムは、他サイトへの誘導や悪戯などを目的として、メールや掲示板などに対し無差別かつ大量に発信され、限られたリソースの占有や管理コストの増加などの問題を引き起こしている。特に近年では、ブログの普及にともない、コメントやトラックバックを対象としたスパムも発生しており、スパムを排除するフィルタリング手法⁵⁾が研究されている。一方、スパムの投稿者は、スパムの文面を日々更新するほかに送信元の偽装やスパムの文面を画像として投稿するなど、多様な手段でフィルタリングを回避している。さらに、近年、ワードサラダ⁶⁾と呼ばれる一般的な単語を用いて文法的には正しく構成されているが内容に意味を持たない文章を利用してフィルタリングを回避する手法が増加している。このような背景に鑑みると、単純なテキストマッチング手法やスパム投稿者の IP アドレスを登録して遮断するなどの対応だけでは、すべてのスパムを遮断することが難しい。そこで、スパムに出現する単語の特徴からスパム判定を行うベイジアンフィルタ^{7),8)}をブログスパムに応用した例⁹⁾が知られている。ベイジアンフィルタは、本来、スパムメールのフィルタリング手法として提案された統計的フィルタリングの一手法であり、これまで数多くの研究¹⁰⁾⁻¹²⁾によって判定精度の向上が図られてきた。

単純なベイジアンフィルタを用いるスパム判定手法では、過去に受信したスパム投稿とそうでない投稿を教師データとして解析し、そこから抽出した単語の出現ルールに従いスパム判定を行う。そのため、実際のデータを反映した精度の高いスパム判定が可能である。しかし、ベイジアンフィルタをブログに適用するには、次の 4 つの課題が考えられる。

1 つ目は、フィルタリング技術の普及にともない、フィルタリングを回避するためにスパム投稿の内容が頻繁に更新されるようになったことである。このため、判定結果を学習するだけではスパム投稿の内容の変化に対応しきれず、徐々に精度が低下する恐れがある。精度を保つためには、継続的にスパム確率辞書の学習に用いる教師データの更新が必要となるため、教師データを作成する人的コストの発生が課題となる。

2 つ目は、ブログで交換される話題は多岐にわたるため、出現単語からルールを学習し判定を行う場合、学習効果が発散し、その結果としてスパム判定の精度が低下するという課題がある。

3 つ目は、時間経過にともない取り上げられる話題が推移するため、ブログに出現する単語の新旧がスパ

ム判定に影響することである。スパム投稿中で用いられる単語も時系列によって変化すると考えられるため、スパム判定精度を維持するには、単語の新旧の違いを考慮したスパム確率の補正が課題としてあげられる。

4 つ目は、前述したワードサラダが含まれるスパムに対する脆弱性である。単語の出現回数から求めたスパム度を判定の基準とするベイジアンフィルタでは、ワードサラダへの対応が困難¹³⁾である。一方、既存研究では、文脈の一貫性や文法の構造からワードサラダを判別する手法¹⁴⁾が提案されている。そのため、事前にワードサラダのフィルタリングを行い、その後にベイジアンフィルタの処理へ移行することで、高精度なフィルタリングが可能であると考えられる。

本研究では、ワードサラダへの対応を今後の課題とし、ベイジアンフィルタをブログ向けに改良することで、1 つ目から 3 つ目までの課題に対応することを目指す。まず、1 つ目のスパム投稿の内容が頻繁に更新される問題には、判定結果以外にも Web からスパム確率辞書の学習に用いる教師データを自動的に取得することで対応する。次に、2 つ目のブログで交換される話題が多岐にわたり学習効果が発散する問題には、カテゴリ別に語句のスパム確率を算出することで対応する。最後に、3 つ目の時間経過による単語の新旧がスパム判定精度に影響する問題には、人間の忘却モデルに基づく影響力の減速モデルを用いて単語のスパム確率を補正することで対応する。これらの対応策を用いて、上述の問題に対応したブログスパムの判定手法を提案する。

2. 研究の概要

2.1 本研究における提案

本研究の目的であるブログに対して高度なスパム判定を行うためには、コメントやトラックバックに投稿されるスパム投稿の内容が頻繁に更新される問題とブログで交換される話題が多岐にわたるため学習効果が発散する問題、そして時間経過に沿った話題の変化の 3 点に対応する必要がある。本研究では、日々文面を更新して投稿されるコメントスパムとトラックバックスパムに対してベイジアンフィルタを適用し、上述した 3 つの課題を解決することで、ブログスパムに適したフィルタリング手法を提案する。さらに、スパムフィルタリングにおいてカテゴリ別にベイジアンフィルタを適用することの効果についても検証を行う。

2.2 本研究の適用条件

本研究で対象となるブログシステムは、記事と記事に投稿されたコメント、そしてトラックバックの 3 要

素で構成されるエントリの集合であり、前述のとおり本研究では、誰でもコメントやトラックバックを無認証で投稿することができるものとする。これは、コメントやトラックバックが重要なコミュニケーションツールであると位置付け、その有効性が最大限に発揮される環境を前提としたためである。同様に、汎用性を維持するため、判定対象のブログで取り上げられる話題のカテゴリを限定せず、ブログ自体の所属カテゴリについても制限しないものとする。ここで、本論文におけるカテゴリとは、ブログで取り上げられる話題が属する社会的ジャンルである。また、本研究では、コメントやトラックバックにおいて、ブログ発信者との意見交換を目的としたものではなく、本来副次的に得られる参考サイトへのリンクを悪用し、他サイトへの誘導、アフィリエイト、検索エンジン対策による被リンクの獲得を主目的としたものをスパムとして判定する。

2.3 問題解決手法

本研究では、コメントやトラックバックに投稿されるスパム投稿の内容が頻繁に更新されるとい問題とブログで交換される話題が多岐にわたるため学習効果が発散するという問題、そして時間経過に沿った話題の変化という3つの課題に対応する。

まず、スパム投稿の内容が頻繁に更新されるとい問題には、Web上の膨大な数のブログを言語資源として利用し、自動的に判定情報であるスパム確率辞書を更新することで対応する。従来のページアンフィルタでは、新しく発生したスパムを正しく判定するためには、送信されたスパムをもとに手作業でスパム確率辞書の更新を行う必要があった。これは、ページアンフィルタが各語の過去の出現頻度をもとに判定を行うため、過去のものと同じ傾向のスパムを自動判定できても、新しく発生したスパムには自動的に対応できないためである。そこで、本提案手法では、従来では継続的な人的コストが必要だったスパム確率辞書の更新作業について、Web上のブログから自動的に学習用データを取得し、スパム確率辞書を自動更新する前処理を追加することで、ブログに適したフィルタリングが可能となる。ただし、Web上のすべてのブログについて学習していたのでは、学習データとして用いるブログの数が多すぎてスパム確率辞書の更新に多大な時間が必要となり実問題に適用不可能であるため、学習対象となるブログを選出する。スパム確率辞書の更新に用いるブログを選出する方法として、過去に投稿されたコメントやトラックバックにおけるスパム投稿の割合を各ブログのスパム確率として算出し、ブログ

のスパム確率リストを作成する。そして、リスト中においてスパム確率が高いブログはブラックリストに、スパム確率が低いブログは事前に用意したカテゴリに対しベクトル空間モデル¹⁵⁾を用いて類似度を判定し、カテゴリ別のホワイトリストにそれぞれ登録する。ブラックリストはスパム確率が高いブログのURIが登録されたリストであり、カテゴリ別ホワイトリストはカテゴリ別にスパム確率が低いブログのURIが登録されたリストである。ここで、ブラックリストをカテゴリ別としない理由は、スパム投稿が投稿先のエントリのカテゴリを考慮せずに投稿されるためである。つまり、エントリのカテゴリは、ブログ開設者が投稿した記事によって規定され、一般にコメントやトラックバックは記事と同一のカテゴリの話題となる。一方、対象を定めず機械的に送信されるスパムは、エントリのカテゴリを考慮せずに投稿されることから、スパムを1つのカテゴリとして扱ってよいと判断した。そして、ブラックリストにおいてスパム確率が高い順に決まった数のブログとカテゴリ別ホワイトリストにおいてスパム確率が低い順に決まった数のブログを用いて言語資源を抽出し、カテゴリ別にスパム確率辞書を更新する。また、ブラックリストとカテゴリ別ホワイトリストの中身を判定結果から定期的に更新し言語資源を取得することで、スパム確率辞書の品質を保持する。

次に、ブログで交換される話題が多様なため学習効果が発散する問題には、カテゴリごとにスパム確率辞書を作成し判定に用いることで対応する。従来、ページアンフィルタをメールに適用した場合、個々人におけるメールの特性を学習するため、スパム確率辞書に出現する単語は限られていた。しかし、ブログでは不特定多数の利用者が様々な情報を発信しているため、取り上げられる話題も多様なものとなる。そのため、相対的な出現回数から単語ごとのスパム確率を算出する従来のアルゴリズムでは、出現単語数の増加にともない各単語の相対的な出現回数が減少し、それぞれのスパム確率を正しく算出できなくなり、誤判定が増加する。そこで、本提案手法では、記事のカテゴリに応じたスパム確率辞書を構築し、それぞれのエントリに適したスパム確率辞書によりスパム判定を行う。このとき、数多くのブログサービスでは、カテゴリ検索サービスが提供されているが、ブログのカテゴリは開設者が任意に設定可能であるため、内容に合致したカテゴリに記事が登録されているとは限らない。この点を考慮し汎用性を維持するため、本提案手法では、ベクトル空間モデルを用いて記事をカテゴリ分類し、それに適したスパム確率辞書を決定する。このとき、分

類するカテゴリは、カテゴリ別ホワイトリストのために用意したものと同様とする。

最後に、時間の経過とともにブログで取り上げられる話題が変化し、出現単語が変化するという問題には、ブラックリストやカテゴリ別ホワイトリストを用いて自動的に取得した言語資源の中から、各単語が出現した最新の日時を抽出し、時系列情報を用いてスパム確率辞書に補正をかけることで対応する。時系列情報を用いて補正することで、出現回数が少ない単語において、単語の新旧を加味したスパム確率を算出できる。

以上のように、スパム投稿の内容が頻繁に更新される問題には、スパム確率辞書の作成に用いる教師データの自動更新により対応する。また、ブログで交換される話題が多様なため学習効果が低下するという問題には、カテゴリ別にスパム確率辞書を作成し使用することで対応する。そして、時間経過とともに話題として取り上げられる単語が変化する問題には、時系列情報を用いたスパム確率辞書の補正を行って対応する。これら3つの解決策を用いて、本研究の目的であるブログに適したスパム判定を達成する。

2.4 処理の流れ

本提案手法は、図1に示すとおり学習部と判定部に分かれている。学習部は、カテゴリの特徴情報抽出機能、カテゴリ別スパム確率辞書作成機能とブログのスパム確率の学習機能の3つの機能で構成される。一方、判定部は、学習部で出力された結果を利用して判定対象のスパム判定を行う。処理の手順は以下のとおりである。

学習部のカテゴリの特徴情報抽出機能では、Webからカテゴリベクトルの教師データとなるブログをカテゴリ別に収集し、ブログ解析機能に入力する。ブログ解析機能は、図2に示す流れでエンTRIESをHTML解析し、記事、コメントとトラックバックに分割する機能である。カテゴリの特徴情報抽出機能においては、抽出した記事のみを形態素解析し単語を抽出する。形態素解析器には MeCab¹⁶⁾ を使用する。そして、各カテゴリにおける出現記事数とそれ以外の全カテゴリにおける出現記事数から、単語の各カテゴリにおける重要度を算出し、カテゴリの特徴情報とする。

学習部のカテゴリ別スパム確率辞書作成機能では、カテゴリ別にスパム確率辞書を作成する。まず、教師データとしてカテゴリ別スパム確率辞書の作成に用いるブログのリストを手作業で作成する。ここでは、図3に示すように、コメントやトラックバックにスパム投稿の割合が多いブログをブラックリストに登録し、スパム投稿の割合が少ないブログをカテゴリ別の

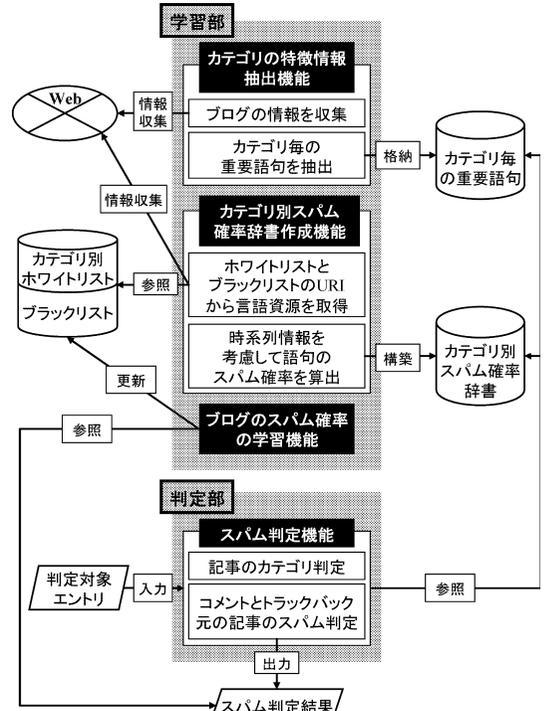


図1 処理の流れ
Fig.1 Flow of process.

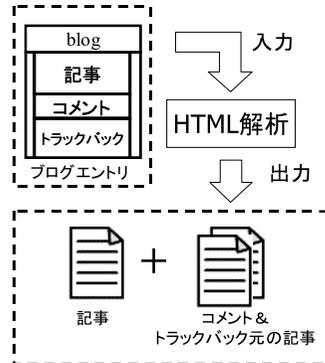


図2 ブログ解析機能
Fig.2 Function of blog analysis.

ホワイトリストに登録する。次に、各リストに登録されているブログのエンTRIESを収集し、ブログ解析機能に入力してコメントやトラックバックを抽出する。このとき、抽出したコメントは、言語資源としてコーパスに登録する。一方、トラックバックは URL であるためトラックバック元の記事を言語資源としてコーパスに登録する。そして、コーパス中の文書を形態素解析し、各単語の出現回数と最新出現時刻を抽出する。コーパスはスパム確率辞書やカテゴリベクトルの作成に用いる言語資源であり、テキストデータとその出現

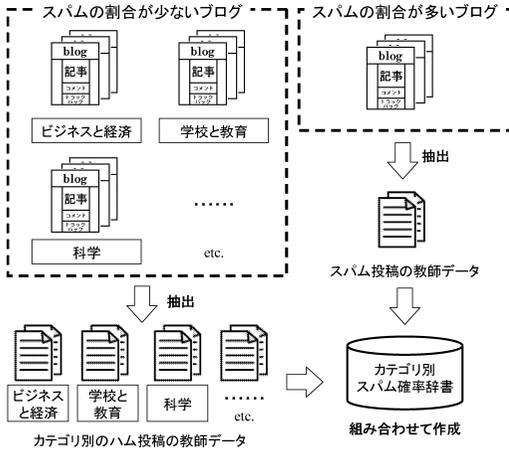


図 3 スпам確率辞書作成の教師データの構成
 Fig. 3 Structure of training data for generating dictionaries of spam probability.

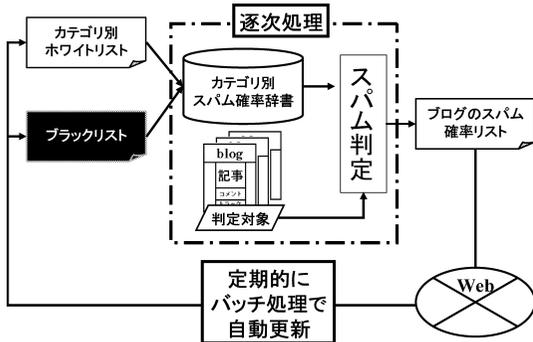


図 4 スпам確率辞書の更新機能
 Fig. 4 Function for updating dictionaries of spam probability.

時刻が登録される．ここでコーパスに登録した最新出現時刻は、現在時刻における各単語の影響力の算出に使用する．最後に、各コーパスを解析して抽出した単語の出現回数と現在時刻における影響力を用いて各単語のスパム確率を算出し、カテゴリ別にスパム確率辞書を作成する．スパム確率辞書とは、単語、単語のスパム確率と最新出現時刻が一組となったリストであり、判定部のスパム判定処理に用いる．

判定部のスパム判定機能では、カテゴリベクトル作成機能とカテゴリ別スパム確率辞書作成機能のそれぞれの算出結果を用いて、判定対象のコメントとトラックバック元の記事のスパム判定を行う．

学習部のブログのスパム確率の学習機能では、図 4 に示すように、スパム判定の結果を用い、ブログに投稿されているスパム投稿の割合をブログのスパム確率として定期的算出する．そして、算出されたブログのスパム確率をもとに、スパム判定に用いるブラック

リストとカテゴリ別ホワイトリストの中身を更新する．これらの処理を行うことで、前述した 3 つの課題であるスパム投稿の内容が頻繁に更新される問題、ブログで交換される話題が多様なため学習効果が低下する問題、そして時間経過によって話題が推移するため出現単語が変化するという問題を解決する．

本論文では、まず、3 章で、スパム確率辞書の学習に用いる教師データの自動更新、カテゴリ別スパム確率辞書の作成と時系列情報を用いたスパム確率の補正について解説する．次に、4 章で、ベクトル空間モデルを用いたカテゴリ判定とカテゴリ別スパム確率辞書を用いたスパム判定について解説する．そして、5 章で、提案手法の有用性を検証するために実証実験を行う．最後に、6 章で今後の展望について述べる．

3. スпам確率辞書の自動更新と構築

3.1 スпам確率辞書の自動更新

従来のベイジアンフィルタでは、判定情報であるスパム確率辞書の更新に、継続的に人的あるいは時間的コストが発生していた．そこで、本研究では、利用者のコストを低減させるため、初期データの作成のみ手作業で行い、以降は Web 上で公開されているブログを言語資源としてスパム確率辞書を自動的に更新する手法を提案する．スパム確率辞書は、出現するすべての単語について、単語とスパム確率が対になって登録された一覧を指す．ここで、ある単語 w_i のスパム確率は、スパム投稿とスパムではない投稿であるハム投稿における出現回数から算出する．したがって、スパム確率辞書の自動更新を実現するためには、スパム投稿とハム投稿を自動的に取得し、そこから各単語の出現回数を取得する必要がある．スパム投稿とハム投稿を取得するブログの決定に際し、自動的に取得したすべてのブログから言語資源を取得したのでは、ブログの数が膨大になるため学習が追いつかないことが想定される．そのため、ブログのスパム確率に基づいて順位付けしたブラックリストとホワイトリストを用いる．ブラックリストとホワイトリストの自動更新のフローチャートを図 5 に示す．図中のスパム判定処理については、4 章で定義する．カテゴリ C_j のブログ b_j のスパム確率 $p(b_j)$ は式 (1) を用いて求める．

$$p(b_j) = \frac{n_{spam}}{n_{spam} + n_{ham}} \quad (1)$$

式 (1) において、 n_{spam} はブログ b_j から抽出したスパム投稿の総数を表し、 n_{ham} はブログ b_j から抽出したハム投稿の総数を表す．式 (1) を用いて解析対象の全ブログのスパム確率を計算し、降順に並べ替え

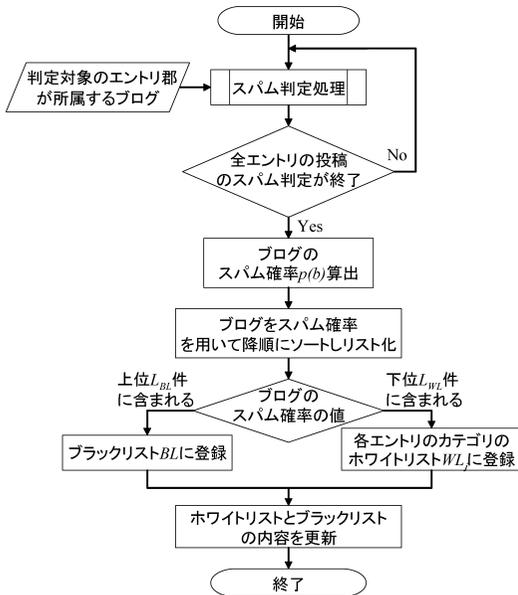


図5 ブラックリストとホワイトリストの自動更新のフローチャート
Fig.5 Flow chart of automatic updated process of white list and black list.

てリスト化する．この中から，スパム確率が高いブログ L_{BL} 件をブラックリスト BL に登録し，スパム確率が低いブログをカテゴリ別に取得し，カテゴリ C_j のブログ L_{WL} 件をホワイトリスト WL_j に登録する．そして，ブラックリストからはスパム投稿，カテゴリ別ホワイトリストからは各カテゴリのハム投稿をそれぞれ定期的かつ自動的に取得することでスパム確率辞書の自動更新を行い，スパム判定に用いる判定情報の精度を高める．

3.2 カテゴリ別スパム確率辞書の作成

ブログ上で交換される話題の多様性に対応するため，本研究では，記事のカテゴリごとにスパム確率辞書を作成して内容ごとに使い分ける手法を提案し，適用検証を行う．カテゴリ別スパム確率辞書を作成するには，ハム投稿をカテゴリ別に取得する必要がある．これは，あるエントリに所属するハム投稿は，エントリの内容に関連している可能性が高いためである．本提案手法では，カテゴリごとにホワイトリスト WL_j を作りカテゴリ分けされているブログを登録し，リスト中のブログに投稿されたコメントとトラックバック元の記事をハム投稿の言語資源として取得する．一方，スパム投稿は，対象のエントリの内容を考慮せずに投稿されるため，カテゴリ別に取得する必要はない．このことから，ブラックリスト BL に登録されたエントリに投稿されたコメントやトラックバックは，すべてスパム投稿の言語資源として取得する．取得した言語資源を

用いて，スパム確率辞書を作成するにあたり，本提案手法では，最も精度が高いとされる Gary Robinson-Fisher 方式¹⁷⁾ を用いる．スパム投稿とハム投稿における出現頻度の割合をもとにした単語 w_{ij} のスパム確率 $p(w_{ij})$ の算出には，式 (2) を用いる．

$$p(w_{ij}) = \frac{n_{BL}(w_{ij})/n_{BL}}{n_{BL}(w_{ij})/n_{BL} + n_{WL_j}(w_{ij})/n_{WL_j}} \quad (2)$$

式 (2) において， n_{BL} はコーパス中のブラックリスト BL から抽出したスパム投稿の総数を表し， n_{WL_j} はコーパス中のカテゴリ C_j のホワイトリスト WL_j から抽出したハム投稿の総数を表す．また， $n_{BL}(w_{ij})$ は単語 w_{ij} が出現するスパム投稿の数を表し， $n_{WL_j}(w_{ij})$ は単語 w_{ij} が出現するハム投稿の数を表す．単語のスパム確率 $p(w_{ij})$ が 0 に近いほど，単語 w_{ij} はハム投稿における特徴的な単語であることを意味し， $p(w_{ij})$ が 1 に近いほど，単語 w_{ij} はスパム投稿における特徴的な単語であることを意味する．式 (2) では，単純に出現回数を比較するのではなく，1 件の投稿に単語 w_{ij} が出る確率を比較することで，ハム投稿数とスパム投稿数の差に影響されずに単語のスパム確率を算出することが可能である．

しかし，式 (2) では，単語 w_{ij} が新出である場合や出現回数が少ない場合，適切なスパム確率を与えることができないという問題がある．そこで，Gary Robinson-Fisher 方式では， $p(w_{ij})$ を上記の問題に対応できるように補正している．補正後の単語 w_{ij} のスパム確率 $f(w_{ij})$ ($0 \leq f(w_{ij}) \leq 1$) は，式 (3) によって得ることができる．

$$f(w_{ij}) = \frac{a \cdot x + (n_{BL}(w_{ij}) + n_{WL_j}(w_{ij})) \cdot p(w_{ij})}{a + (n_{BL}(w_{ij}) + n_{WL_j}(w_{ij}))} \quad (3)$$

式 (3) において， x は新出の場合における単語 w_{ij} のスパム確率の予測値， a は予測値 x に与える強さをそれぞれ表す． a を用いることで，登場回数が少ない場合を考慮して単語 w_{ij} のスパム確率を算出することが可能である．また， x と a は，フィルタの性能を最適化するようにユーザが設定する値であるが，一般的¹⁷⁾ に $x = 0.5$ ， $a = 1$ を与えることが多い．

式 (3) を用いて算出した単語のスパム確率 $f(w_{ij})$ は，時系列を考慮しない従来手法で求めたスパム確率である．そこで，本研究では，時系列情報を用いてスパム確率の補正を行う．

3.3 時系列情報を用いた単語のスパム確率補正

ブログで交換される話題が時間経過によって変化するので同様に，スパム投稿で用いられる単語も時間経

過によって変化する．新しく出現した単語のスパム確率の算出において，従来はスパム確率算出時に相対的な出現回数を考慮することで対応していたが，出現単語数が膨大であるブログにおいては不十分である．そこで，本提案手法では，時系列情報を用いて，単語のスパム確率を補正することで，単語の出現からの経過時間を考慮したスパム判定を行う．本提案手法では，時系列情報を考慮する要素として，影響力の逓減モデル¹⁸⁾を用いる．影響力の逓減モデルとは，忘却の概念に基づいて，使用される単語の影響力を時間の経過とともに逓減するものとして扱うモデルである．

影響力の逓減モデルでは，影響力の逓減の度合いを表す定数として，忘却ファクタ λ を用いる．本提案手法では，新しく出現した単語の影響力を強める補正を行うため，影響力の逓減モデルを改良し，基準時刻という概念を導入する．基準時刻とは，すべての単語が従来の逓減モデルにおいて補正される時刻を指す．基準時刻の概念を逓減モデルに導入すると，時系列的に基準時刻よりも新しく出現した単語の影響力は強調され，基準時刻以降にのみ出現した単語の影響力は弱くなるように補正される．現在時刻 τ と最新の出現時刻 T_i に加え，現在時間と基準時刻の差を T_c (日) としたとき，単語 w_{ij} の影響力 $impT(w_{ij})$ ($0 \leq impT(w_{ij}) \leq 1$) は，式 (4) で求められる．

$$impT(w_{ij}) = \lambda^{(\tau - T_c) - T_i} \quad (4)$$

単語の影響力 $impT(w_{ij})$ は，最新の出現時刻 T_i が現在時刻 τ から基準時刻 $(\tau - T_c)$ の間において， λ がとる値によっては 1 以上となる可能性があるため，その場合は λ の値を 1 に補正する．これは，基準時間まで単語の影響力が逓減しないとするためである．ここで，単語の影響力の逓減度合いを操作するために影響力の半減期 β を指定する．半減期 β は，単語がその影響力を半減させるのに必要な期間であり，本研究ではその単位を日とする．半減期 β を用いて忘却ファクタ λ は，影響力の逓減モデルと同様に式 (5) で求められる．

$$\lambda = \exp\left(-\frac{\log 2}{\beta}\right) \quad (5)$$

式 (5) で求めた忘却ファクタ λ を用いて，現在時刻 τ での単語の影響力 $impT(w_{ij})$ を式 (4) から算出する．本提案手法では，スパム判定に時系列情報を考慮するため，算出された単語ごとの影響力 $impT(w_{ij})$ を用いて，Gary Robinson-Fisher 方式で求めたスパム確率 $f(w_{ij})$ を補正するように改良した．また，時間経過とともに影響力を弱めるために，中央値 k を

定義する．中央値 k は $impT(w_{ij})$ が 0 に近づくにつれて近似する値であり， k を操作することで，影響力の逓減度合いを調整することが可能である．影響力の逓減モデルを用いたスパム確率の補正は，式 (6) を用いる．

$$q(w_{ij}) = \{f(w_{ij}) - k\} \cdot impT(w_{ij}) + k \quad (6)$$

式 (6) において，補正されたスパム確率 $q(w_{ij})$ は，単語の重み $impT(w_{ij})$ と中央値 k によって求めることができる．これらの処理を行い，算出された各単語のスパム確率 $q(w_{ij})$ を登録することで，時間経過に適応したスパム判定が可能となる．

4. カテゴリ判定とスパム判定

4.1 カテゴリベクトル作成とカテゴリ判定

作成したカテゴリ別スパム確率辞書を用いてスパム判定を行うにあたり，判定対象の投稿が所属するカテゴリを判定する必要がある．本提案手法では，ベクトル空間モデルを用いて，投稿されたエントリのカテゴリ判定を行う．ベクトル空間モデルでは，ある記事中に出現する単語を次元とし，記事を高次元ベクトルとして表現する．そして，記事のベクトルどうしの内積を記事間の類似度として算出する．ベクトル空間モデルをカテゴリ判定に用いる場合，まず，判定情報としてカテゴリベクトルを作成する必要がある．カテゴリベクトルの作成には，教師データとしてカテゴリ分けされているブログを使用する．次に，各カテゴリに登録されているブログのエントリを収集し，エントリから記事を抽出する．そして，記事を形態素解析して出現単語を抽出し，出現する記事数を用いて単語の重要度を算出する．最後に，カテゴリの全記事中に出現する単語の重要度を用いて，記事ベクトルを作成する．本提案手法では，単語の重要度の算出手法として，相互情報量¹⁹⁾を用いる．相互情報量とは，単語の出現分野の偏りを重みとして算出する手法であり，カテゴリごとの特徴語句の抽出²⁰⁾に適している．相互情報量によって求まるカテゴリ C_j における単語 w_i の重要度 $impC(w_{ij})$ は，式 (7) で算出される．

$$impC(w_{ij}) = \log \frac{n_E \cdot n_E(w_{E_{ij}})}{n_E(w_{E_i}) \cdot n_{E_j}} \quad (7)$$

式 (7) では， n_E は収集したエントリの総数， $n_E(w_{E_i})$ は単語 w_i の出現するエントリ数， n_{E_j} はカテゴリ C_j の記事の総数， $n_E(w_{E_{ij}})$ は単語 w_i の出現するカテゴリ C_j のエントリ数をそれぞれ表す．式 (7) で算出した重要度 $impC(w_{ij})$ の値が大きいほど，単語 w_{ij} はカテゴリ C_j における重要語句である．式 (7) を用いて，カテゴリ C_j に出現する全キー

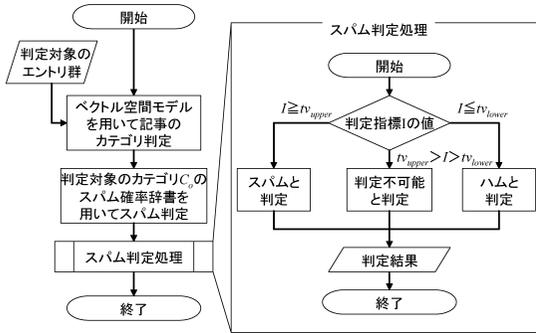


図 6 スпам判定のフローチャート
Fig. 6 Flow chart of spam detection.

ワードの重要度を算出し、カテゴリベクトル V_j を作成する。次に、記事 E に出現する単語 w_i のカテゴリ C_j における重要度 $impC(w_{ij})$ から、記事ベクトル V_E を作成する。最後に、記事ベクトル V_E とカテゴリベクトル V_j の内積を類似度 sim として算出する。類似度は式 (8) で算出する。

$$sim(V_E, V_j) = \frac{\vec{V}_E \cdot \vec{V}_j}{\|\vec{V}_E\| \cdot \|\vec{V}_j\|} \quad (8)$$

式 (8) から算出した類似度 $sim(V_E, V_j)$ が最も高いカテゴリを記事 E の所属カテゴリ C_O として判定する。

4.2 カテゴリ別スパム確率辞書を用いたスパム判定
前述の手法を用いて判定対象の投稿が投稿されたエントリのカテゴリ C_O を判定し、判定対象に適したスパム確率辞書を用いてスパム判定を行う。スパム判定のフローチャートを図 6 に示す。投稿のスパム判定には、Gary Robinson-Fisher 方式で提案されているスパム判定指標 I を用いた。

$$H = C^{-1}(-2 \log \prod w_i (1 - q(w_{ij})), 2n) \quad (9)$$

$$S = C^{-1}(-2 \log \prod w_i (q(w_{ij})), 2n) \quad (10)$$

$$I = \frac{1 + H - S}{2} \quad (11)$$

式 (9), (10) において、 C^{-1} は逆 X^2 関数を表し、 n は判定対象の投稿に出現する全単語数を表す。また、式 (9)~(11) において、 H は投稿のハム性、 S は投稿のスパム性、 $I (0 \leq I \leq 1)$ は S と H を統合して算出した投稿のスパム判定指標をそれぞれ表す。 I は、0 に近いほど判定対象はハムである可能性が高く、1 に近いほど判定対象はスパムである可能性が高いと判断するための指標である。スパム判定では、 I が閾値 tv_{upper} 以上の場合、判定対象をスパムと判定する。また、 I が tv_{upper} 未満かつ tv_{lower} より大きい場合、判定対象を判定不可能と判定する。そして、 I が tv_{lower} 以下の場合、判定対象をハム投稿と判定する。

表 1 各コーパスの品質評価

Table 1 Quality evaluation of each corpus.

	ハム投稿	スパム投稿
ホワイトリスト	94.1%	5.9%
ブラックリスト	86.3%	13.7%

5. 評価実験

5.1 評価実験の概要

本提案手法の有用性を実証するために、次の 2 つの評価実験を行う。1 つ目の実験は、スパム確率辞書の作成に用いる言語資源の品質評価を行う。この実験では、言語資源が高品質であることを証明し、スパム判定結果の妥当性を実証する。2 つ目の実験は、従来手法と提案手法のスパム判定の精度を比較する。この実験では、スパム確率辞書の自動更新、カテゴリ分類と時系列情報を用いたスパム判定手法の精度を確認し、提案手法の有用性を実証する。

5.2 言語資源の品質評価

5.2.1 実験内容

本実験では、ブラックリストとホワイトリストに登録されたコーパスの品質の評価実験を行う。本実験を行うことで、学習したスパム確率辞書を用いて正しくスパム判定を行うことが可能かどうかを判定する。

実験に用いるデータとして、ブラックリストとカテゴリ別のホワイトリストに登録された 100 件のブログのエントリからコメントとトラックバック元の記事を 2,000 件ずつ抽出し言語資源とした。そして、ブラックリストから抽出した言語資源をスパム投稿のコーパスとし、ホワイトリストから抽出した言語資源をハム投稿のコーパスとして各コーパスの品質評価を行った。各コーパスの品質を評価する実験として、ハム投稿のコーパスおよびスパム投稿のコーパスの記事を目視で判定し、各コーパスにおけるハム投稿とスパム投稿の割合を求めた。

5.2.2 結果と考察

各コーパスの品質評価実験の結果を表 1 に示す。実験の結果、ホワイトリストから作成したハム投稿のコーパスのうち、約 94% が正しいハム投稿であった。このことから、ホワイトリストから取得した言語資源は、教師データとして適していることが分かった。一方、ブラックリストから作成したスパム投稿のコーパスのうち、約 87% が正しいスパム投稿であり、約 13% はハム投稿であった。ここで、スパム投稿のコーパス内におけるハム投稿の割合と判定精度の関係を検証するため、スパムとして学習させるコーパスにハム投稿を含ませて、判定精度に与える影響度合いについて

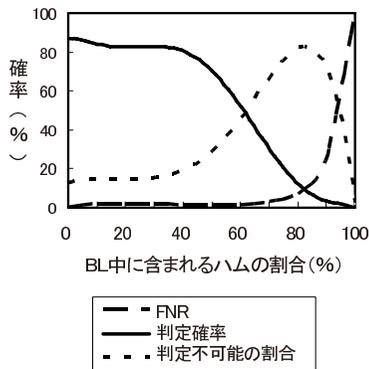


図7 ブラックリストの品質評価
Fig. 7 Quality evaluation of black list.

て実験を行った。

実験では、ブラックリストから取得するスパムの教師データに含まれるハム投稿の割合を0%から100%までの5%刻みで変化させ、それぞれの教師データを用いたときの判定精度を比較した。実験結果を近似曲線で表したものを図7に示す。実験結果から、スパムの教師データ中におけるハム投稿の割合が40%を超えるあたりから判定確率が減少し、判定不可能となった割合が増加していることが分かる。本項の実験結果は13%であり、判定確率などに大きな影響がないと判断されることから、ブラックリストから取得した言語資源は、教師データとして適していることが分かった。この結果から、本提案手法を用いて取得した言語資源の品質に問題がないことが実証された。

5.3 スпам確率辞書の比較

5.3.1 実験内容

本実験では、ブログに投稿されたコメントやトラックバックのスパム判定における本提案手法の有用性を評価するために、表2に示す4種類のスパム確率辞書を用いてスパム判定精度を比較する。表2において、辞書Cと辞書Dでは、スパム確率辞書をカテゴリ別に作成した。また、辞書Bと辞書Dでは、時系列情報による単語のスパム確率補正を行った。本実験では、これら4件のスパム確率辞書を用いて評価実験を行い、それぞれの判定結果を比較する。まず、辞書Aと辞書Bによる判定結果を比較することで、単語のスパム確率に時系列情報を考慮する有効性を検証する。次に、辞書Aと辞書Cを比較することで、カテゴリを考慮してスパム確率辞書を作成する有効性を検証する。最後に、辞書Aと辞書Dを比較することで、時系列情報による単語のスパム確率補正とカテゴリを考慮したスパム確率辞書の作成の両手法が相補的な関係にあるかどうかを検証する。以下に、実験の手順を

表2 スпам確率辞書の種類

Table 2 Kinds of dictionaries of spam probability.

	カテゴリ	時系列
スパム確率辞書 A	×	×
スパム確率辞書 B	×	
スパム確率辞書 C		×
スパム確率辞書 D		

解説する。

まず、Yahoo!ブログで分類されている13カテゴリから「Yahoo!サービス」を除いた12カテゴリごとに2,000件の記事を収集し、カテゴリベクトルを作成した。

次に、教師データとして、5.2.1項で作成した言語資源を用い、カテゴリ別スパム確率辞書を作成する。実験にあたって、初見の単語に与えるスパム確率の予測値 x と予測値 x に与える強さ a には一般的に用いられる値を使用し、それぞれ $x = 0.5$, $a = 1$ とした。また、式(6)で用いる判定不可能の指標である中央値 $k = 0.5$ とした。そして、遞減モデルによる時系列補正を用いるにあたり、基準時刻 $T_c = 30$ 日、単語の影響力の半減期 $\beta = 180$ 日とし、影響力の遞減率 λ を算出した。このとき、現在時間と基準時刻の差 T_c と単語の影響力の半減期 β については、新聞や雑誌記事のデータベースからキーワードの出現傾向を分析し、経験的に各値を決定した。中央値 k は、実証実験に用いたデータから求めた最適値を使用した。

最後に、コメントやトラックバックが1件でも投稿されているエンTRIESをWeb上から取得し、それらから抽出したハム投稿2,000件とスパム投稿1,200件をスパム判定対象として比較実験を行った。実験では、スパム判定指標 I の閾値は、実験における最適値から、 $tv_{upper} = 0.8$, $tv_{lower} = 0.5$ とした。各スパム確率辞書の評価指標としては、スパム投稿を正しく判定した割合を示す判定確率、ハム投稿を誤ってスパム投稿と判定した割合を示す擬陽性率 FPR (False-Positive Rate) とスパム投稿を誤ってハム投稿と判定した割合を示す擬陰性率 FNR (False-Negative Rate) の3つの要素を採用した。

5.3.2 結果と考察

スパム確率辞書の比較実験の結果を表3に示す。本実験では、すべてのスパム確率辞書においてFPRが0となった。一般にスパム確率の低い単語を含むワードサラダのような投稿をスパムとして学習した場合、その単語のスパム確率が増加する。このような学習が繰り返されると、ハム投稿に出現する単語のスパム確率が増加し、結果FPRが増大する可能性がある。しかし、本研究の実証実験に用いた学習データを目視で確

表 3 スпам確率辞書の比較

Table 3 Comparison experiments of spam probability with each dictionary.

	判定確率	FPR	FNR
スパム確率辞書 A	63.33%	0.00%	2.63%
スパム確率辞書 B	67.50%	0.00%	2.47%
スパム確率辞書 C	78.33%	0.00%	2.13%
スパム確率辞書 D	80.00%	0.00%	2.08%

表 4 各辞書における判定不可能の件数比較

Table 4 Comparison experiments of number of each undecidable dictionary.

	判定不可能
スパム確率辞書 A	701 件
スパム確率辞書 B	669 件
スパム確率辞書 C	259 件
スパム確率辞書 D	571 件

認したところ、上述のような投稿が含まれていなかったため、FPR の発生が抑制されたと考えられる。さらに、判定結果を分析したところ、判定不可能となった件数は表 4 に示す結果となり、スパム判定指標 I が高くなったハム投稿は、判定不可能なものとして吸収されていることが分かった。上述の 2 つの理由により、本研究では FPR が 0 になったと考えられる。

FPR 以外の指標で得られた結果の考察については、以下で言及する。

辞書 A を用いてスパム判定を行った場合、判定確率と FNR において、他の辞書に劣る結果となった。また、表 4 に示すように、判定不可能に含まれる件数が他の辞書を大きく上回っていることから、辞書の判定能力についても他の辞書に劣っていることが読み取れる。これは、本研究を行うにあたり、既存研究の問題点としてあげたブログで交換される話題が多岐にわたり学習効果が発散するという指摘を裏付ける結果である。

辞書 B を用いてスパム判定を行った場合、すべての指標において辞書 A よりも優れた結果を導出することができた。このことにより、時系列情報を用いて単語のスパム確率を補正する手法の有効性が実証された。しかし、時系列補正が基準時間以降に出現した単語に適した補正を行った一方で、基準時間以前に出現した単語のスパム確率は中央値 k に近づくため、判定不可能と判定された件数は辞書 A とほぼ同様の結果となった。

辞書 C を用いてスパム判定を行った場合、すべての指標において辞書 A よりも優れた結果を導出することができた。なかでも、特に判定不可能と判定され

た件数においては、他のすべての辞書に比べて優れた結果を出すことができた。このことにより、カテゴリを考慮してスパム確率辞書を使い分ける手法の有効性が実証された。

スパム確率辞書 D を用いてスパム判定を行った場合、辞書 A より優れた結果を導き出したことから、ブログのスパム判定において、時系列情報を用いてスパム確率を補正する手法とカテゴリ別にスパム確率辞書を作成する手法が有効であることを実証した。判定不可能と判定された件数について辞書 C に劣る結果となったのは、時系列補正手法を組み合わせることで、過去に出現した単語のスパム確率の影響力が弱められたためと考えられる。一方、判定確率と FNR について辞書 C よりも良い性能を発揮したのは、時系列情報を用いてスパム確率を補正したためであると考えられる。最終的に人による検閲が必要なのは、ハム投稿と判定不可能な投稿である。このため、判定不可能と判定された件数が辞書 C より多いが、判定確率において辞書 C よりも優れているため、人的コストの観点では辞書 D の方が優位であると考えられる。このことから、時系列情報を用いたスパム確率補正手法とカテゴリを考慮してスパム確率辞書を作成する手法は相補の関係にあるといえる。

これらの実験結果から、ブログのスパム判定には、話題による単語の出現頻度の違いと時系列による重み付けの観点の有効であることを証明した。なお、実験結果表 3 において、判定確率と FNR を加算しても確率が 1 にならないのは、判定結果に判定不可能なものが含まれるためである。

6. 今後の発展

本論文では、自動更新、カテゴリ分類や時系列情報などの考え方を用いて既存のベイジアンフィルタ手法を改良することで、増加するブログスパムの問題に対応する手法を提案し、実験を行った結果から本提案手法が有用であることを実証した。しかし、同時に、新たな問題点として、本研究では対象外としたワードサラダを含むスパム投稿への対処、カテゴリ別スパム確率辞書の判定精度の向上と時系列情報による単語のスパム確率補正の問題点という 3 つの課題が明らかとなった。

今後の発展として、上述の 3 つの課題への対処法を検討し、さらなる精度向上を目指す予定である。具体的には、まず、本研究で対象外としたワードサラダを含むスパム投稿の課題に対して、ワードサラダに適したスパムフィルタリング手法を考案し、本提案手法の

事前のフィルタリングとして追加することで対応する。この提案手法によって、ベイジアンフィルタを学習する段階において、ワードサラダがフィルタリングされ、現状と同様の精度で判定可能であると考えられる。次に、カテゴリ別スパム確率辞書の判定精度の課題には、スパム判定の前処理のカテゴリ判定精度が低いためにその精度の低下を招いていると考えられるため、よりカテゴリ判定の精度が高くなるような教師データの自動選定手法やカテゴリ判定手法について調査し、そのうえで新手法の考案を行う。最後に、時系列情報による単語のスパム確率補正において、現在時刻 τ や半減期 β について経験的な値をすべての単語に一律に入力しているが、各単語の出現傾向を分析したところ単語によって適切な値が異なる場合が見受けられた。この問題に対応するため、単語の最新時間のみから一様に算出するのではなく、各単語における影響力の持続特性などの情報も考慮に入れたスパム確率補正の手法を検討する。

さらに、本提案手法の結果は、コメントやトラックバックのスパム判定結果をもとに投稿者の信頼度を判定する手法や、メールスパム判定などの分野に適用可能であると考えられる。これらの適用分野の拡大についても、今後取り組むべき課題である。

参 考 文 献

- 1) 平成 18 年度版情報通信白書 (2006).
<http://www.johotsusintokei.soumu.go.jp/whitepaper/ja/h18/pdf/index.html>
- 2) O'Reilly, T.: What is Web 2.0; Design Patterns and Business Models for the Next Generation of Software (2005).
<http://www.oreillynet.com/pub/a/oreilly/tim/news/2005/09/30/what-is-web-20.html>
- 3) 総務省：プログ・SNS (ソーシャルネットワーキングサイト) の現状分析及び将来予測, 総務省報道科資料 (2005).
- 4) Fetterly, D., Manasse, M. and Najork, M.: Spam, Damn Spam and Statistics; Using Statistical Analysis to Locate Spam Web Pages, *Proc. 7th International Workshop on the Web and Databases*, pp.1–6, Association for Computing Machinery (2004).
- 5) 池田大輔, 山田泰寛, 田中省作, 松本英樹: 部分文字列の数え上げによるプログスパムの検出, 情報処理学会データベースシステム研究会研究報告, Vol.2006, No.59, pp.45–52 (2006).
- 6) Pampapathi, R., Mirkin, B. and Levene, M.: A Suffix Tree Approach to Anti-spam Email Filtering, *Machine Learning*, Vol.65, No.1, pp.309–338, Springer Netherlands (2006).
- 7) Pantel, P. and Lin, D.: Spam Cop; A Spam Classification & Organization Program, *Proc. AAAI-98 Workshop on Learning for Text Categorization*, pp.95–98, American Association for Artificial Intelligence (1998).
- 8) Sahami, M., Dumais, S., Heckerman, D. and Horvitz, E.: A Bayesian Approach to Filtering Junk E-mail, *Proc. AAAI-98 Workshop on Learning for Text Categorization*, pp.55–62, American Association for Artificial Intelligence (1998).
- 9) Bayesian filter for MT.
<http://james.seng.sg/2003/10/15/bayesian-filter-for-mt/>
- 10) Graham, P.: A Plan for Spam (2002).
<http://www.paulgraham.com/spam.html>
- 11) 岩永 学, 田端利宏, 櫻井幸一: ベイジアンフィルタリングを用いた迷惑メール対策における多言語環境でのコーパス分離手法の提案と評価, 情報処理学会論文誌, Vol.46, No.8, pp.1959–1966 (2005).
- 12) 大福泰樹, 松浦幹太: ベイジアンフィルタと社会ネットワーク手法を統合した迷惑メールフィルタリングとその最適統合法, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.8, pp.2548–2555 (2006).
- 13) 岩永 学, 田端利宏, 櫻井幸一: 統計的フィルタリングに対する Word Salad 攻撃についての考察, 情報処理学会シンポジウム論文集, Vol.2004, No.11, pp.1A–3 (2004).
- 14) Lavergne, T.: Unnatural Language Detection, *Proc. Rencontres Jeunes Chercheurs en Recherche 2006, Young Scientists' Conference on Information Retrieval*, pp.383–388 (2006).
- 15) Salton, G. and McGill, M.J.: *Introduction to Modern Information Retrieval*, McGraw-Hill (1983).
- 16) MeCab.
<http://mecab.sourceforge.net/>
- 17) Robinson, G.: A Statistical Approach to the Spam Problem, *Linux Journal*, Vol.107, pp.58–64, Specialized Systems Consultants (2003).
- 18) 石川佳治, 北川博之: 忘却の概念に基づく文書クラスタリング手法の改良方式について, 情報基礎研究会研究報告, Vol.2003, No.112, pp.1–7 (2003).
- 19) Salton, G., Yang, C.S. and Yu, C.T.: A Theory of Term Importance in Automatic Text Analysis, *Journal of American Society for Information Science*, Vol.26, No.1, pp.33–44, American Society for Information Science (1974).
- 20) 長谷川和男, 西園敏弘, 竹中豊文: 文章自動分類における名詞を用いた分野の特徴選択, オフィスインフォメーションシステム研究会技術研究報

告, Vol.103, No.77, pp.19-24, 電子情報通信学会 (2004).

(平成 19 年 6 月 11 日受付)

(平成 19 年 12 月 4 日採録)



中村 健二 (学生会員)

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。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)。自然言語処理, システム設計手法, データモデル等の研究に従事。2002 年 (株) 関西総合情報研究所入社。現在に至る。システム設計, データモデル設計等の研究開発に従事。土木学会学生会員。



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, TIS) に入社, 知識情報処理システム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 年関西大学学生センター副所長, 現在に至る。博士 (工学)。2002 年 8 月から 1 年間カナダの UBC にて客員助教授。専門は知識工学と土木情報学。土木学会, GIS 学会, IABSE, 人工知能学会, 日本知能情報ファジィ学会と情報知識学会, 各会員。1999 年関西経済同友会主催 KSVF ベンチャーアイデア大賞入賞。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同社取締役会長。2006 年 (株) フォーラムエイトの顧問に就任。CAD/CG, GIS/GPS, 画像処理, そして Web ソリューションビジネスに関連する研究業務に従事。また, 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, 土木学会土木情報システム委員会土木 CAD 小委員会委員長, 土木学会 ISO 対応特別委員会委員, ISO/TC184/SC4 国内委員等を歴任。現在, 国土交通省管轄の日本建設情報総合センター建設情報標準化委員会各種委員, オープン CAD フォーマット評議会 OCF 検定監査委員会委員長。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。



古田 均

1948 年生。1971 年京都大学工学部卒業。1973 年京都大学大学院工学研究科修士課程修了。1976 年同大学院工学研究科博士課程修了。同年京都大学工学部助手。その後講師, 助教授を経て, 1994 年関西大学総合情報学部教授, 現在に至る。工学博士。その間, 米国パディュー大学客員助教授, 米国プリンストン大学客員研究員, 2004 年から 2005 年米国コロラド大学客員教授。構造物の信頼性解析, 最適設計, ライフサイクルコスト解析, ソフトコンピューティングの構造設計・維持管理への応用に関する研究に従事。著書に『ファジィ理論の土木工学への応用』, 『建築土木技術者のためのファジィ理論入門』, 『遺伝的アルゴリズムの構造工学への応用』, 『Life-Cycle Cost Analysis and Design of Civil Infrastructure Systems』等。日本知能情報ファジィ学会, 計測自動制御学会, システム制御情報学会, 土木学会, 日本建築学会, 日本材料学会, 日本鋼構造協会, ASCE 各会員。



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。現在, 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在学中。学士 (情報学)。自然言語処理の研究に従事。2004 年 (株) 関西総合情報研究所入社。現在に至る。システム設計等の研究開発に従事。



寺口 敏生

1984 年生。2007 年関西大学総合情報学部卒業。現在, 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在学中。学士 (情報学)。Web マイニング, 自然言語処理の研究に従事。