

# 話題対象のクラス知識を活用した CGMからの感性解析技術

Mood Analysis about Instances Discussed  
on CGM by using Class Characteristics

中辻 真<sup>◇</sup> 吉田 誠<sup>◇</sup> 平野 美貴<sup>◇</sup>

Makoto NAKATSUJI Makoto YOSHIDA  
Miki HIRANO

近年、その場その時のユーザ興味に応じた情報を提供するための基盤となるコンテキストウェア NW に対する研究が盛んである。また、Web 上でユーザの興味対象を発信するブログや SNS が普及している。著者らは、ブログ解析よりユーザ興味を抽出することを考え、プロバイダが与えるサービスオントロジへユーザ記事を分類する事で、ユーザ興味をクラス階層化した興味オントロジを抽出する手法を提案してきた。本稿では、より細やかな興味解析のため、ユーザの記述インスタンスがポジティブ (P) かネガティブ (N) か、どのような感性 (M) で記述されているかをインスタンスの所属するクラス知識を用い判定する PNM 判定を導入する。PNM 判定には、PNM 辞書の自動生成が核となるが、従来技術ではクラスに関係なく同一辞書が生成されてきた。それに対し本稿では、サービスオントロジに属する各クラスの特徴に沿った辞書生成手法を提案し、実ブログを利用した実験より、高精度な PNM 判定に応用できることを示す。

Recently, context-awareness for offering appropriate contents to users along the situation at the time of the place or interests of users is paid to attention. For realizing context-awareness, we focused on extracting user interests by analyzing blog-entries. In this paper, we introduce PNM analyzer that judges the mood of users when they described about instances in blog-entries whether positive, negative or neutral by using the knowledge of class taxonomy in service ontology. The key of PNM analyzer is creating the mood dictionaries. However, the current PNM analyzer creates the same dictionary regardless of the class knowledge of instances described in blog-entries. We propose the method that automatically creates those dictionaries along the class taxonomy of service ontology. We evaluated the performance of our method based on actual blog entries and music service ontologies.

## 1. はじめに

Web 上でユーザの興味対象を発信しユーザ間での議論を促進するブログやユーザによるコンテンツの再生履歴を公開

<sup>◇</sup> 正会員 NTT ネットワークサービスシステム研究所  
[nakatsuiji.makoto@lab.ntt.co.jp](mailto:nakatsuiji.makoto@lab.ntt.co.jp)

<sup>◇</sup> NTT ネットワークサービスシステム研究所  
[yoshida.makoto, hirano.miki@lab.ntt.co.jp](mailto:yoshida.makoto, hirano.miki@lab.ntt.co.jp)

し履歴に沿ったコンテンツ探索を実現する Last.fm[1]などのサービスが普及している。そして、ユーザが発信した多様な興味情報を解析することで、ユーザへの極め細やかな情報推薦やコンテンツマーケティングへ活用することが注目されてきている。ユーザ興味をブログ記事から抽出するためには、記述対象 (インスタンス) に対するキーワード解析をすることになるが、我々は、インスタンスの背景となるクラス知識まで含めて興味を抽出することで、キーワードのみでは発見できないがクラスとしてユーザが興味を持ちそうな情報を、ユーザにイノベーションを与える情報として推薦し、ユーザの興味幅を拡大することを提案してきた。具体的には、音楽や映画などのサービスプロバイダが与えるサービスオントロジへユーザの蓄積記事を分類することで、ユーザ興味を概念階層化した興味オントロジを自動抽出する。そして、複数ユーザの興味オントロジ間の近似度を計測し、近似度が高いオントロジ間で一部階層の異なる概念を検出し、その概念に属する情報に対する記事を、イノベーションを与える情報として推薦することで、ユーザの興味幅の拡大とユーザ間のコミュニケーション促進を検証する実験を実施してきた[2]。

しかし、ユーザ興味をより詳細に抽出するためには、ブログ記事内での興味対象をユーザがどのような感性で記述しているかを判定し、例えば、ネガティブな興味対象を興味オントロジより除去する必要がある。また、ブロガー全体の興味対象に対する感性情報を抽出し、インスタンスへ自動タグ付けすることができれば、インスタンスに対する評判解析などのマーケティングや、感性に基づくブログやインスタンスの検索にも応用できる[3]。そこで、本研究ではユーザがブログ記事で記述している興味対象に対し、`ポジティブなのか`、`ネガティブなのか`、`どのような感性で記述しているのか`を判定する PNM 判定を導入する。なお、本研究における感性には、PN 判定の観点でいうと、ポジティブ、ネガティブ、どちらにも所属しないの 3 種類がある。そのため、上述する`どのような感性で記述しているのか`の判定結果にはポジティブ、ネガティブな記述も含む。

こうした PN 判定を実現するには、ポジティブ・ネガティブ・感性辞書の自動生成が核となるが、これまでの PN 判定技術では、話題インスタンスの所属クラスに関係なく同一辞書が生成されてきた[4]。それに対し本稿では、インスタンス決めうちではなく、インスタンスに付随するクラス情報まで考慮し、クラスの特徴を反映したポジティブ・ネガティブ・感性辞書を生成し PNM 判定の精度を向上する。更に、実ブログデータを用い提案手法の検証を行い、本提案が、ユーザの興味対象となるクラスに応じた PNM 判定を高精度で実現可能であることを示す。なお、言葉の定義として、サービスオントロジは、同様の性質を持つインスタンスをグループ化しその性質を表現したクラス及びクラス間の階層関係を持つものであるのに対し、辞書は単純に単語が登録されたものであり、クラス・インスタンスの関係までは持たない。

## 2. 関連研究

PN 判定に関する研究として文献[4]では、記事集合に対し、ポジティブ語やネガティブ語との共起性を基に、フレーズの PN 判定を実施する。そして、記事内のフレーズをチェックし平均的にポジティブであればポジティブな記事と分類し、それ以外はネガティブと判定する PN 判定を実施し、比較的高

<sup>1</sup> <http://music.doblog.com/>で 2006 年 8 月~12 月まで実施

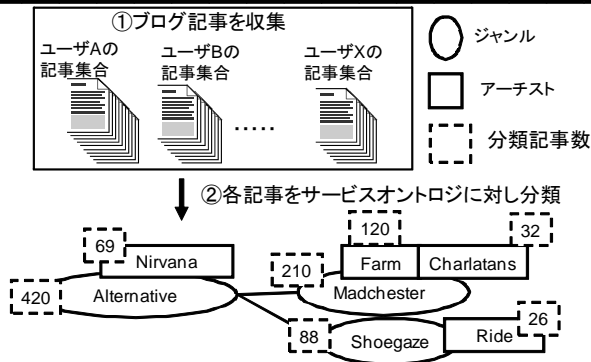


図1 サービスオントロジへの記事分類

Fig.1 Classifying blog-entries into service ontology. 精度を得ている。しかし映画記事に対する検証では、記事内における“more evil”などのフレーズは、ホラーなどのジャンルによってはポジティブな記述であることも多いにも関わらず、映画全体ではネガティブフレーズとなってしまう。また、文献[4]の手法を女性向けファッションブランドの解析に適用すると、ほとんどのブランドが「かわいい」という一般的な感性語で表現されてしまい、ブランド毎の特徴を反映した感性語を抽出できていない。このように、記事内での話題対象となるインスタンスの背景クラスの特徴を考慮したPN判定を実施できていない

一方、ブログ記事から感性情報を抽出する研究として、Mishneらは文献[5]で、ある一定期間におけるユーザ全体の感性の動向を高精度に予測している。方法としては、ブログ記事を投稿する際にユーザが記事の持つ感性語をタグgingすることができるブログサービスであるLiveJournal[6]で公開されているユーザのブログ記事をコーパスとし、感性語に対し影響力を持つ特徴語を感性語との共起性を基に学習し、感性語や特徴語で感性情報をモデリングした上で、感性語に合致するブログ記事を抽出している。また、文献[7]では、同種のコーパスを用いブログ記事毎の感性予測を実施しているが、これについては、精度は低い。このように、単一ブログ記事では高精度なPNM判定はできず、複数ブログ記事集合からPNM判定を行うのが適切と考えられる。このことを考慮し、我々はインスタンスのみでなく、クラス毎に分類された記事に対しPNM解析を実施することで解析対象となる記事数を増やし、解析精度向上を試みる。

また文献[8]では、ユーザ意識に沿ったクラス体系を持つ興味オントロジを抽出するため、サービス設計者が専門的な知識を用い構築するクラス体系に従うサービスオントロジに対し、フォークソノミ[9]に基づくユーザ意識を反映した直観的なコンテンツ体系をフィードバックすることで、新たなクラス体系を再構築することを試みている。本稿におけるPNM判定の鍵となるクラス体系を構築するため、文献[8]のようなブログユーザ全体の意識に基づくクラス体系再構築技術も今後必要になると考えられる。

### 3.クラス知識を活用したPNM判定

本章ではクラス毎に分類されたブログ記事を用い、話題インスタンスの所属クラスの特徴を用いたPNM判定を提案する。

#### 3.1 サービスオントロジへのブログ記事分類

まず前処理として、サービスオントロジを用いクラス毎に高精度に記事分類する手法[2]を図1を用い説明する。サービスオントロジは、例えばgoo音楽[10]などのコンテンツプロバイダが自身の販売戦略に沿って専門知識に基づき構築する

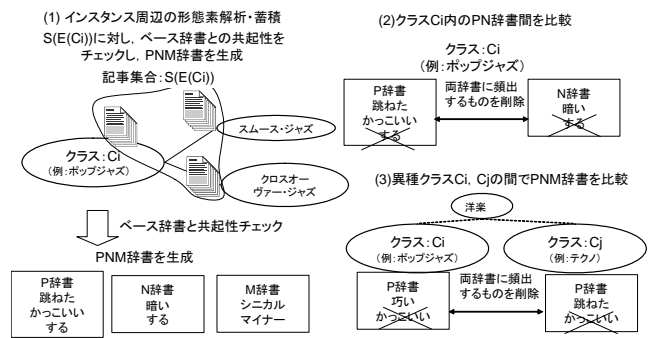


図2 PNM特徴辞書の自動生成手順

Fig.2 Generating procedure of PNM dictionaries.

分類体系を用いばよい。まず、(1)ブログ用の検索エンジンなどを通じブログ記事を収集する。そして、(2)全記事をサービスオントロジに従って分類する。例えば記事内の記述に“Charlatans”という文字列がある場合、その記事はジャンル“Madchester”配下のアーティスト“Charlatans”に分類される。しかし、“Madchester”配下のアーティスト“Farm”などの多義語に対しては、農場という意味の“Farm”を記述する記事をも、“Madchester”の“Farm”に分類してしまい誤りが多くなる。そこで、(a)隣接ジャンルに所属するアーティストは同一の性質を持ち、(b)ユーザの興味は一定期間継続し複数日時を跨り同種の興味対象の記述を行うというブログの特徴を用い、分類誤りを除去する。

#### 3.2 PNMベース辞書の作成

まずポジティブ、ネガティブ、感性それぞれに対し、ベースとなる辞書(ベース辞書)を人手で生成する。ベース辞書に登録する語としては、品詞として形容詞や形容動詞であり、かつ多様なクラスに汎用的に適用可能な形態素を選択する。

#### 3.3 PNM特徴辞書の自動作成

次に、各クラスに分類された記事集合を用い、クラスの特徴に沿ったPNM辞書の自動生成手順を図2を用い説明する。

- (1) クラス  $C_i$  とその配下に属するクラスからなるクラス集合  $S(C(C_i))$  に分類された記事集合  $S(E(C_i))$  に所属する記事  $E_i \in S(E(C_i))$  に対し、 $S(C(C_i))$  に所属するインスタンス  $I_i \in S(C(C_i))$  に対する記述箇所をチェックする。そして、その記述箇所の前後  $X$  個の形態素に対し、その基本形と品詞情報をチェックし、ポジティブベース辞書内の形態素と一致するものがあるかチェックする。そして、ある場合に限りクラス集合  $S(C(C_i))$  に特徴的なポジティブ辞書  $P(C_i)$  (P辞書)として蓄積する。これを、 $S(E(C_i))$  に所属する全記事に対し実行する。また、蓄積にあたり、各形態素の基本形の出現回数も保持する。これを、ネガティブベース辞書、感性ベース辞書に対しても実行し、それぞれに対し蓄積された特徴的な辞書を  $N(C_i)$  (N辞書)、 $M(C_i)$  (M辞書)とする。
- (2) 生成されたポジティブ特徴辞書  $P(C_i)$  は、単純にポジティブベース辞書内の登録形態素と共起して出現した形態素を登録しただけであり、必ずしもポジティブ・ネガティブを判別するために利用できる辞書であるとは限らない。そこで、 $P(C_i)$  に対し、ポジティブベース辞書とのみ頻出する形態素を抽出するため、 $P(C_i)$  と  $N(C_i)$  で登録された形態素  $m \in P(C_i), \in N(C_i)$  に対し、式(1)を実行し、ヒュー

リスティックな閾値  $\alpha$  を下回る場合は、 $m$  は両辞書に頻出する語でありポジティブでもネガティブでもないとして捉え、削除する。ここで、形態素  $m$  の  $P(C_i)$  における出現回数を  $|m \in P(C_i)|$  とし、 $N(C_i)$  における出現回数を  $|m \in N(C_i)|$  とする。同様の処理をネガティブ特徴辞書  $N(C_i)$  に対しても実行する。この処理を経て  $P(C_i)$  と  $N(C_i)$  に残った形態素は、ポジティブベース辞書とのみ頻出する形態素、ネガティブベース辞書とのみ頻出する形態素を集めたものであるため、PNM 判定に有効と考える。

- (3) 次に、各クラスの特性のみを反映したポジティブ特徴辞書を生成するため、異なるクラス集合  $S(C(C_j))$  に対し生成された  $P(C_j)$  と  $P(C_i)$  を比較する。ここで、クラス  $C_i$  に対し特徴的な辞書を構築することを狙うため、クラス集合  $S(C(C_i))$  とクラス集合  $S(C(C_j))$  は互いに疎な関係であるとする。比較方法としては、手順(2)と同様に、 $P(C_i)$  と  $P(C_j)$  で登録された形態素  $m\{ \in P(C_j), \in P(C_i) \}$  に対し、式(2)を実行し、ヒューリスティックな閾値  $\beta$  を下回る場合、形態素  $m$  は複数クラスの辞書に跨って出現し一般的にポジティブな形態素であると捉え、 $P(C_i)$  から削除する。これを、ネガティブベース辞書、感性ベース辞書に対しても実行する。ここで、クラス  $C_i$  と  $C_j$  がクラス階層として近い場合、つまり、意味的に近い場合、各クラスに特徴的な語が情報集合に残るが、残る単語数が少なくなる。一方、クラス  $C_i$  と  $C_j$  がクラス階層として遠い場合、つまり、意味的に遠い場合、一般的な語のみが情報集合から削除され、残る単語数は多い。
- (4) こうして生成された特徴辞書をベース辞書に追加し、新たなベース辞書とし、再度(1)から(3)を繰り返し、特徴辞書内に登録される形態素の数を増やしていく。

$$\frac{\frac{|m \in P(C_i)|}{\sum_{n \in P(C_i)} |n \in P(C_i)|}}{\frac{|m \in P(C_i)|}{\sum_{n \in P(C_i)} |n \in P(C_i)|} + \frac{|m \in N(C_i)|}{\sum_{o \in N(C_i)} |o \in N(C_i)|}} < \alpha \quad (1)$$

$$\frac{\frac{|m \in P(C_i)|}{\sum_{n \in P(C_i)} |n \in P(C_i)|}}{\frac{|m \in P(C_i)|}{\sum_{n \in P(C_i)} |n \in P(C_i)|} + \frac{|m \in P(C_j)|}{\sum_{o \in P(C_j)} |o \in P(C_j)|}} < \beta \quad (2)$$

## 4. 検証実験

### 4.1 実験で用いたデータセット

本研究では、ブログポータル Doblog[11]における実記事データ(約 5,5000 ユーザ, 160 万記事)を goo 音楽のジャンル体系を参考に構築した音楽領域のサービスオントロジへ分類し、ポップジャズ, テクノ, レゲエ, オペラの 4 クラスに分類された記事約 6200 件を PNM 解析し、検証はポップジャズ 2067 件とテクノ 1028 件の記事に対し実施した。そして、各記事から PNM に沿った形態素を抽出し、うち 1/4 形態素に対し、各形態素が文書内で記述されるポップジャズとテクノのインスタンスに適切な効果を持っているかを検証した。

### 4.2 検証方法

話題インスタンスに対する PNM 判定の検証基準を説明する。

表 1 PNM 判定の精度の尺度

Table.1 Measurement of accuracy about PNM analyzer.

正解	記述インスタンス(クラス)に対しP(N)辞書内の形態素がポジティブな(ネガティブな)効果を持つ場合
不正解	記述インスタンス(クラス)に対しP(N)辞書内の形態素がネガティブな(ポジティブな)効果を持つ場合
感性表現	記述インスタンス(クラス)に対しP(N)辞書内の形態素がポジティブ(ネガティブ)な効果を持たないが感性的な効果は与える場合
無関係	記述インスタンス(クラス)に対しP(N)辞書内の形態素が無関係である場合

ブログからユーザ興味を抽出する際に重要なこととして、ユーザが記述対象に対して明示的にネガティブな記述をしている場合は、ユーザ興味からその対象を削除することである。そのためにも、インスタンスをネガティブに表現する形態素を発見することは重要である。また、従来文献[3]のように解析対象が商品レビューではなく、ユーザの日常記述であるブログであるため、記述対象に対するユーザ感性は、ポジティブ・ネガティブのみでない事も多い。例えば「テクノのアーティスト A は、シニカルで近未来的な視線と方向性は今聴いても全く古さを感じさせない。」という文章例のように、対象「テクノ」の持つ感性的な情報を「シニカル」で表現しているのであるが、ポジティブかネガティブか単一の形態素のみでは明確に判断できないことも多い。さらに、「素晴らしい味付けのハンバーグを食べながら、アーティスト A の音楽を聴いた。」という文章例のように、ユーザの行う多様な記述の中にアーティストの情報少し掲載されるということも多く、「素晴らしい」という PN 語が出現するが、必ずしもアーティストに効果を持つ形態素ではないことも多い。

そこで本研究では、ユーザが対象インスタンスについて記述をするときは、(1)ポジティブな記述、(2)ネガティブな記述、(3)ポジティブでもネガティブでもないが感性的な効果を与える記述、(4)多様な記述の中でインスタンスの名前が登場するがポジティブでもネガティブでも感性的な効果も与えない記述の 4 種類とし、生成された PNM 辞書に基づき提示される記述対象を表 1 に示す尺度にしたがって検証する。

次に、本研究における PNM 判定の判定対象を示す。本研究では以下の 2 パターンに対し判定を実施する。

(1)インスタンスレベル：インスタンスに対し PNM 辞書に登録された形態素がかかっている場合

(2)クラスレベル：インスタンスの所属するクラスに対し PNM 辞書に登録された形態素がかかっている場合

対象(1)は話題としているインスタンスに直接辞書内の形態素がかかっている場合の結果であり、インスタンスに対する PNM 判定を直接的に実施できる。一方対象(2)は、該当インスタンスに対する興味を PNM 判定をインスタンスの所属クラスに対する PNM 判定を基に実施する。対象(2)の例としては、ユーザが複数インスタンスについて記述している場合、特徴辞書内の形態素が該当インスタンスとは別のインスタンスにかかっており、かつそのインスタンスの所属クラスが該当インスタンスの所属クラスである場合などである。こうした検証は、本研究の特徴であるクラス知識を活用した PNM 判定の有効性を評価するのに重要と考える。なお、検証は検証結果とブログ記事を照らし合わせ、2 人の被験者がクロスチェックする事を通じ、文章から読み取れるユーザの感性を慎重に検証した。以上の方法論に従い、検証では 3.3 章における手順(1)の取得形態素数  $X$  を 50 で検証を実施した。また、式(1)の閾値  $\alpha$  は P 辞書の抽出には 0.6、N 辞書の抽出には 0.8 とした。これは、ポジティブな記述が多いブログから、確実にネガティブな形態素を集めるため N 辞書について閾を大き

表2 PNM 判定の結果 (1)  
Table.2 Results of PNM analyzer -1

		正解	不正解	感性表現	無関係
テクノ	クラスレベル	16/41	9/41	0/41	18/41

表3 PNM 判定の結果 (2)  
Table.3 Results of PNM analyzer -2

		正解	不正解	感性表現	無関係	
ポップジャズ	インスタンスレベル	ポジティブ	45/98	3/98	3/98	47/98
		ネガティブ	7/16	2/16	7/16	0/16
	クラスレベル	ポジティブ (88%)	86/98 (88%)	3/98 (3%)	6/98	3/98
		ネガティブ (75%)	12/16 (75%)	2/16 (13%)	0/16	2/16
テクノ	インスタンスレベル	ポジティブ	44/102	4/102	10/102	44/102
		ネガティブ	3/26	4/26	6/26	13/26
	クラスレベル	ポジティブ (63%)	64/102 (63%)	4/102 (3.9%)	25/102	9/102
		ネガティブ (46%)	12/26 (46%)	4/26 (1.5%)	9/26	1/26

くしている。また、式(2)における閾値  $\beta$  は 0.6 とした。

### 4.3 PNM 判定の検証

辞書生成法として、3.3章における手順(1)のみを実施し、手順(2)と(3)を実施しない場合の結果を表2に示す。手順(2)と(3)を実施していないため、生成されるPN特徴辞書内の形態素はほぼ同じになるため、P辞書の結果のみを示す。これによると、クラスレベルで見ても生成されたP辞書の精度は低く、このままではPN判定に利用できないことがわかる。

次に、今回自動生成したPN辞書内での形態素が、PN辞書に沿った効果を持つかどうかを、表1の尺度に従い、記事の中での話題対象となるインスタンスと、インスタンスの所属クラスの2パターンに対し実施をした。

表2にテクノとポップジャズにおける結果を示す。本結果によるとポップジャズに関しては、インスタンスレベルで見ると正解の割合が50%程度であるが、クラスレベルで見るとポジティブで88%、ネガティブで75%にまで向上しており、PN辞書に登録された語が、ポップジャズに関して良い効果を発揮していることが分かる。これは、提案手法がクラスレベルのPNM特徴辞書を解析できているため、インスタンスレベルでは無関係と分類されている結果であってもクラスレベルでは関係のある場合が多く、有効な結果を多く得ることができているからである。また、ポップジャズ、テクノの両クラスに対し、クラスレベルでの不正解率を小さく押さえることができています。ブログ記事からユーザ興味を抽出し、ユーザへ情報推薦などを実施するためには、特にPN判定における不正解を抑制することが重要であるため、本結果は重要である。さらに、ブログ記事の中で、クラスをネガティブに判定できる語を比較的高精度で抽出できていることも分かり、ネガティブに記述されているインスタンスをユーザ興味から削除するのに応用できると考えられる。

しかし、テクノに関しては、そのジャンルを形容する感性表現ではあるが、ジャンルに対しポジティブともネガティブとも判定できない語が多くPN辞書に登録されていることが分かった。しかし、こうした感性表現もテクノにおける話題対象を表現する上で必要になると思われる。例えば、ユーザが感性情報に基づいて記事を検索する実験サービスも登場している[9]。更に、このような感性表現を行う形態素を辞書から取り除けばクラスレベルの精度はテクノにおいてもポジティブな形態素に対しては、約78%にまで、ネガティブな形態素に対して約71%以上にまで向上することも分かった。

検証における4クラス約6200件の記事解析に要する時間は、Pentium 3Ghz、メモリ 3GBのマシン1台で2時間程度であり、解析範囲にもよるが実用に耐えうると考えられる。

## 5. 結論と今後の課題

本稿では、ブログ記事における記述対象がユーザにとってポジティブかネガティブか、どのような感性で記述されているかを判定するため、記述インスタンスの背景知識とインスタンスの所属するクラス知識を活用する手法を提案した。そして、実ブログデータを用いた検証を通じ、本提案がブログ記事内での話題対象を従来より高精度にPNM分類するのに有効であることを示した。現在、音楽のみでなくファッションをも対象とした汎用性確認のための検証を継続している[9]。また、PNM辞書内の感性語と話題対象に関連する語を組み合わせ、より表現豊かなフレーズの抽出を実施している。

### 【文献】

- [1] last.fm web site: <http://www.last.fm/>.
- [2] Nakatsuji, M., Miyoshi, Y. and Otsuka, Y.: Innovation Detection Based on User-Interest Ontology of Blog Community., ISWC2006, pp. 515--528 (2006).
- [3] 報道発表: 情報検索とコミュニティを融合させたモバイルサイト『BRAND COLLECTION』における感性検索トライアルの実施について, <http://www.ntt.com/release/2007NEWS/0002/0215.html>
- [4] Turney, P. D.: Thumbs Up or Thumbs Down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews, Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association of Computational Linguistics, Philadelphia, Pennsylvania, pp.417--424 (2002).
- [5] Mishne, G. and de Rijke, M.: Capturing Global Mood Levels using Blog Posts, AAAI-CAAW 2006, AAAI Press, pp. 145--152 (2006).
- [6] LiveJournal web site: <http://www.livejournal.com/>.
- [7] Mishne, G.: Experiments with Classification in Blog Posts, Style2005 - 1st Workshop on Stylistic Analysis Of Text For Information Access, at SIGIR (2005).
- [8] 中辻真, 吉田誠, 平野美貴: ブログ記事へのオートタギングを利用したユーザ意識とサービスオントロジ間のマッピング技術, 電子通信情報学会全国大会 (2007.3).
- [9] Mathes, A.: Folksonomies - Cooperative Classification and Communication Through Shared Metadata (2004).
- [10] goo 音楽 web site: <http://music.goo.ne.jp/>.
- [11] Doblog web site: <http://www.doblog.com/>.

### 中辻 真 Makoto NAKATSUJI

NTT ネットワークサービスシステム研究所。2003 京都大学大学院情報学研究科システム科学専攻修士課程了。セマンティックに基づくユーザ支援の研究に興味を持つ。日本データベース学会、電子情報通信学会、人工知能学会など会員。

### 吉田 誠 Makoto YOSHIDA

NTT ネットワークサービスシステム研究所。1994 早稲田大学大学院理工学研究科機械工学専攻修士課程了。入社以来、コーポレートベンチャーキャピタルやビジネス開発に従事。

### 平野 美貴 Miki HIRANO

NTT ネットワークサービスシステム研究所。1985 九州大学大学院工学研究科情報工学専攻修士課程了。入社以来、高速パケット交換方式等の研究に従事。電子情報通信学会等会員。