

# 適合性フィードバックを用いた最大被覆問題に基づくユーザレビュー集約手法

情報数理応用研究

5210C018-9

竹村隆

指導教員

後藤正幸

## Automatic Summarization of Customer Review based on Maximum Coverage Problem by Relevance Feedback

TAKEMURA Takashi

### 1 研究背景・目的

近年、インターネットの普及により、ユーザが自由に情報や意見を配信できる場が増えている。その一つに、ユーザが製品やサービス、または店舗に対する評価を投稿できる評価 Web サイトがある。このようなサイトが多数のユーザからの投稿によって充実するにつれ、ユーザレビューが消費者の購買行動に大きな影響を与えるようになった。これに伴い、企業側は経営戦略としてユーザレビューの分析 [1] を行い、マーケティングへの活用を進めている。

その一方で、蓄積されるレビューの量は増加の一途をたどり、その全てを人手で見通すには多大なる労力がかかる。そこで、筆者らは文書要約の技術に注目し、組み合わせ最適化の観点から文書要約を行う高村らの手法 [2] をユーザレビューの集約に拡張し、少数の代表的なレビューを抽出する手法を示した [3]。また、最適化問題の解法として、組み合わせ最適化問題や NP 困難な問題など様々な問題に利用されている Genetic Algorithm (GA) [4] を適用している。この結果、多数のユーザから得られる意見だけではなく、少数のユーザからの意見も同時に取得できることを示した。しかし、有益な情報とは各消費者、または各企業の考えや目的によっても異なり、上記で述べたように評価 Web サイト上には非常に多くのレビューが混在しているため、サイト利用者が各製品に対して効率良く多くの情報を取得することは難しい。ここでサイト利用者の知見を加味することで、ユーザレビュー集約手法の結果をサイト利用者の視点に合わせて改善できると考えられる。そこで本研究では、情報検索分野で広く研究され、有用性が示されている適合性フィードバックに注目する。上記のユーザレビュー集約手法に加えて、適合性フィードバック [5] を導入することで、効率良く全てのユーザの意見を取得する方法を提案する。

### 2 ユーザレビュー

ユーザレビューとは、ユーザが製品やサービス、または店舗について、ユーザの主観に基づき評価した情報である。

#### 2.1 消費者にとってのユーザレビュー

近年、インターネットやモバイルネットワークの普及に伴い、消費者同士が同一の関心や嗜好を起点として新しい社会的ネットワークを形成したり、既存のネットワークを維持、強化することで、消費者間で広く情報供給が行われ、製品やサービスに関する情報が多面的に伝達されている。その結果、多くの消費者が製品を購入する前にレビューから製品情報を取得するようになった。そのため、Web 上におけるレビューの価値が非常に高くなってきていると言える。

#### 2.2 企業のユーザレビュー分析 [1]

企業がマーケティングや製品開発を行う上で、消費者のニーズを探るために消費者の意見を参考にすることは非常に重要である。前節で述べたように、近年 Web 上でのレビューが消費者行動に大きな影響力を持つようになってきたため、企業もレビュー内の情報を分析する必要性が高まっている。また、レビュー内の情報は、ユーザの生の声を含んでいるため、既存製品の問題点を発掘するためにもユーザレビューの分析が必要であると言える。

### 3 関連研究

#### 3.1 文書要約

文書要約は、与えられた単数あるいは複数の文書から、その内容を簡潔に表した要約文書を自動生成する技術である。一般に、良い要約文書を作成するためには、冗長性の除去と文法の整合性が課題となる。

#### 3.2 最大被覆問題を利用した文書要約 [2]

文書要約の代表的な手法は重要文抽出である。重要文抽出では、出力となる要約文書において、少なくとも文レベルでの文法が保証されている。しかし、重要文抽出の手法は様々な観点から研究が行われているが、出力された要約文書が全体の情報をどれだけ網羅しているかを考慮できていない。そこで高村らは、文書要約を最大被覆問題に帰着させ、組み合わせ最適化の視点から問題を大域的に解く方法を示している。

このように帰着させる利点は二つある。まず、最大被覆問題では、文書内の事柄が要約文書により被覆されているか否かを直接モデル化できる。次に、解くべき問題を正確に把握することで、組み合わせ最適化の分野で開発された様々な知見や計算方法を利用できる。

#### 3.3 文書要約のモデル化

モデル化の前処理として、文書  $D$  は  $d$  個の文で構成されているとし、文集合  $D = \{s_1, s_2, \dots, s_d\}$  を作成する。そして、文集合  $D$  内の  $i$  番目の文を  $s_i (i = 1, 2, \dots, d)$  とする。また、文集合  $D$  内の全ての単語  $V$  に対し、その集合  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_V\}$  を作成する。さらに各文  $s_i$  の単語頻度ベクトルを  $s_i = (e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{iV})$  と表す。

文書要約では、少数の文でより多くの単語を被覆することが目的となる。つまり、より多くの単語を被覆する部分集合  $s$  を選択する。

[個数制約付き最大被覆問題]

一種の個数制約が与えられている場合を考え、文書  $D$  の中から選択できる文の最大数が  $K$  という制約を与える。次に、単語  $t_v$  に対し、それを含む文が一つ以上選択されたときに、 $t_v$  は被覆されたと見なす。これは、選択できる文の

数が  $K$  以下であるという制約の下で、被覆される単語の数を最大にする問題、すなわち個数制約付き最大被覆問題 (MAX-SAT-CC: Maximum Satisfiability Problem with Cardinality Constraint) [6] と定式化する。

$x_i$  は文  $s_i$  が選択された場合に  $x_i = 1$ 、それ以外の場合は  $x_i = 0$  をとる変数とする。また、 $a_{iv}$  は文  $s_i$  内の単語  $t_v$  の頻度が  $e_{iv} > 0$  の場合に  $a_{iv} = 1$ 、それ以外の場合は  $a_{iv} = 0$  をとる変数とする。すなわち、 $a_{iv}$  は文  $s_i$  内に単語  $t_v$  が含まれているか否かを示す変数である。これにより、単語  $t_v$  が被覆されるための必要十分条件は  $\sum_i x_i a_{iv} \geq 1$  である。以下に文書要約のモデルを示す。

$$\begin{aligned} & \text{maximize} \quad \left\{ \sum_{i=1}^d a_{iv} x_i \right\}, \\ & \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^d x_i \leq K, \\ & \quad \quad \forall i, x_i \in \{0, 1\}, \end{aligned} \quad (1)$$

しかし、単語の中には重要なものとそうでないものが存在するため、単語  $t_v$  の重要度  $w_v$  を導入する。ここでの重要度は単語の出現頻度を用いて計算する。上記の旨を以下の式で表す。

$$\begin{aligned} & \text{maximize} \quad \sum_{v=1}^V w_v z_v, \\ & \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^d x_i \leq K; \quad \forall v, \sum_{i=1}^d x_i a_{iv} \geq z_v, \\ & \quad \quad \forall i, x_i \in \{0, 1\}; \quad \forall v, z_v \in \{0, 1\}. \end{aligned} \quad (2)$$

ここで  $z_v$  は目的関数を簡略化するために導入した補助的な変数であり、単語  $t_v$  が被覆される場合に  $z_v = 1$ 、それ以外の場合は  $z_v = 0$  をとる。

## 4 準備

本章では、前章で利用した文書要約の技術を利用し、組み合わせ最適化の視点からユーザレビューの抽出を行う。

### 4.1 最大被覆問題を利用したユーザレビュー抽出 [3]

従来の重要文抽出は、一つのトピックについて書かれた文書から、文書の内容を代表する重要文を抽出する手法である。しかし、レビューの集合は多数のユーザによって独立に書かれた文書の集合であり、全ての文書が同じトピックについて書かれているとは限らない。

そのため、ユーザレビューの抽出を行う際には、多数の意見を抽出するのではなく、少数意見を含めた意見の多様性を保つ必要がある。そこで次節では、より多くのユーザの意見を被覆することを目的としたユーザレビュー抽出のモデル化を行う。

具体的には被覆対象を文単位とし、類似度が高い文を被覆したものと見なす。したがって、重要度は単語の出現頻度ではなく類似した文の総数で測る。

### 4.2 ユーザレビュー抽出のモデル化

ある製品について  $N$  人のユーザが評価を行うと仮定する。モデル化の前処理として、全てのユーザが持つレビュー全体を  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_N\}$  で表し、レビュー集合と呼ぶ。ここで  $R$  内の  $i$  番目の意見を  $r_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 、 $r_i$  内の文を  $s_{ij} (j = 1, 2, \dots, M_i)$  と表す。また、 $R$  内の

全ての単語  $V$  個に対し、各文  $s_{ij}$  毎に単語頻度ベクトル  $\mathbf{s}_{ij} = (e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{iV})$  を作成する。

次に、出力するレビューの数は  $K$  以下という制約を与える。そして、レビュー  $r_i$  が抽出された時、 $r_i$  内の文  $s_{ij}$  と類似度が高い文は被覆されたと見なす。この時、3.2 節と同様に MAX-SAT-CC として捉えることができる。

$x_i$  は  $r_i$  が選択された場合に  $x_i = 1$  となり、それ以外の場合は  $x_i = 0$  をとる変数とする。 $a_{ij,kl}$  は文  $s_{ij}$  と文  $s_{kl}$  の類似度を表し、 $w_{ij}$  は文  $s_{ij}$  の重要度を表す。この時、文  $s_{ij}$  の重要度は他の文との類似度の合計とする。また、文間の類似度は一般的に用いられているコサイン尺度により計算する。以下にユーザレビュー抽出のモデルを示す。

$$\begin{aligned} & \text{maximize} \quad \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M_i} x_i z_{ij}, \\ & \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^N x_i \leq K, \\ & \quad \quad w_{ij} = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^{M_k} a_{ij,kl}, \\ & \quad \quad a_{ij,kl} = \frac{\mathbf{s}_{ij} \cdot \mathbf{s}_{kl}}{\|\mathbf{s}_{ij}\| \|\mathbf{s}_{kl}\|}, \\ & \quad \quad \forall i, j, z_{ij} = w_{ij} - \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^{M_k} a_{ij,kl} x_k, \\ & \quad \quad \forall i, x_i \in \{0, 1\} \end{aligned} \quad (3)$$

3.2 節と同様に、 $z_{ij}$  は目的関数を簡略化するために導入した補助的な変数である。また、 $K$  は圧縮率  $\gamma$  が決定された際に、全体のレビュー数  $N$  に対し、 $K = \lceil \gamma \cdot N \rceil$  と定まる。

## 5 提案手法

本研究では、前章で利用したユーザレビュー抽出に加え、適合性フィードバックを加えることで、レビュー利用者にとってさらに効率良く多くの情報を提供することを目指す。

### 5.1 本研究における適合性フィードバック

適合性フィードバックとは、ユーザとのインタラクションを通じて、検索結果を改善していく手法である [5]。そこで本研究では、前章の手法から出力された各レビューに対して、製品を利用する上で有用な情報を含んでいるか否かの判断をユーザ自身が行う。その後、不用と判断されたレビューを更新することで、ユーザは更なる情報を獲得する。

また、今回は前節でも述べたように多種多様な意見を取得することを目的としている。そのため、フィードバックを行う際に、既に抽出された情報とは異なる内容を含むレビューを抽出することで、多様な意見を効率良く取得することが期待できる。

### 5.2 適合性フィードバックのモデル化

初めに、前章から出力されるレビューの数は  $K$  である。 $K$  個の中からユーザが有用な内容を含むと判断したレビュー集合を  $G = \{r_1^g, r_2^g, \dots, r_G^g\}$ 、不用と判断したレビュー集合を  $B = \{r_1^b, r_2^b, \dots, r_B^b\}$  とする。ここで  $B = K - G$  であり、適合性フィードバックにより  $B$  個の出力を更新する。

モデル化の前処理として、レビュー集合  $R$  に含まれている単語  $V$  個に対し、それぞれ idf 値を算出する。単語  $t_v$  の idf 値は  $h_v = \log(N/n_v)$  によって算出し、 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_V\}$  と表す。ここで、 $N$  は全てのレビューの数であり、 $n_v$  は単語  $t_v$  が含まれるレビューの数である。

次にユーザが有用と判断したレビューに注目する．idf は特定の文書にのみ出現する単語の重要度を上げる役割があり，各レビューの特徴語を表すことができる．そこで， $G$  内に含まれる全ての文の単語頻度ベクトルに注目し，各文における idf 値が最も高い単語の頻度  $e_{iv}$  を 2 倍する．これにより，各文に含まれる特徴語の重要度をさらに強める．

そして，新たに作成された単語頻度ベクトル  $s'_{ij} = (e'_{i1}, e'_{i2}, \dots, e'_{iV})$  を有用と判断したレビュー  $G$ ，不用なレビュー  $B$ ，残りのレビュー  $C = \{r_1^c, r_2^c, \dots, r_C^c\}$  に分割する．この時  $C = K - G - B$  であり， $C$  個のレビューから  $B$  個抽出を行う．ここで， $G$  内に含まれる文の単語頻度ベクトルを  $s_{i_1j_1}^g = (e_{i_1j_1}^g, e_{i_1j_2}^g, \dots, e_{i_1j_V}^g)$ ， $C$  内に含まれる文の単語頻度ベクトルを  $s_{i_2j_2}^c = (e_{i_2j_2}^c, e_{i_2j_3}^c, \dots, e_{i_2j_V}^c)$  と表す．

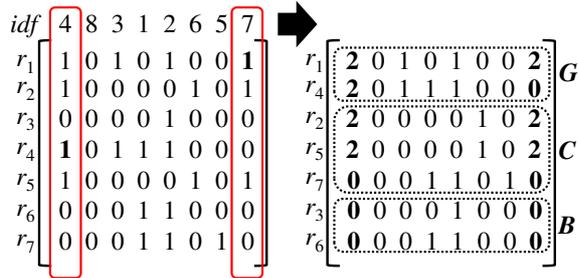


図 1. 提案手法の準備

次に，新たにレビューを取得する手法について述べる．残りのレビュー集合  $C$  から新たに  $B$  個抽出する際，新たに取得するレビューの組み合わせについて，GA によって複数の解候補を探索する．その後，解候補のレビュー集合と  $G$  の距離を算出し，レビュー間の距離が最大の組み合わせを抽出する．

図 1 にレビュー数が 7 の場合の具体例を示す．初期段階にて 4 章の手法により 7 個のレビューから  $r_1, r_3, r_4, r_6$  を抽出する．そして，ユーザは  $r_1, r_4$  を有用な情報を含んだレビュー， $r_3, r_6$  を不用なレビューと判断したと仮定する．その後フィードバック手法により  $r_2, r_5, r_7$  から新たに 2 つのレビューを抽出する．その際に， $r_1, r_4$  と距離が最も遠い組み合わせを抽出する．

$x_{i_2}^c$  は  $r_{i_2}^c$  が選択された場合に  $x_{i_2}^c = 1$ ，それ以外の場合は  $x_{i_2}^c = 0$  をとる変数とする． $a_{i_1j_1, k_1l_1}^g, a_{i_2j_2, k_2l_2}^c$  はそれぞれ文  $s_{i_1j_1}^g$  と文  $s_{k_1l_1}^g$  の類似度，文  $s_{i_2j_2}^c$  と文  $s_{k_2l_2}^c$  の類似度を表す．また，前節と同様に  $w_{i_1j_1}^g, w_{i_2j_2}^c$  は文  $s_{i_1j_1}^g, s_{i_2j_2}^c$  の重要度を表す．以下にフィードバック手法のモデルを示す．

$$\begin{aligned} \text{maximize} \quad & \sum_{i_1=1}^G \sum_{j_1=1}^{M_{i_1}} \sum_{i_2=1}^C \sum_{j_2=1}^{M_{i_2}} w_{i_1j_1}^g x_{i_2}^c z_{i_2j_2}^c, \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i_2=1}^C x_{i_2}^c \leq B, \end{aligned} \quad (4)$$

$$w_{i_1j_1}^g = \sum_{j_1=1}^G \sum_{l_1=1}^{M_{j_1}} a_{i_1j_1, k_1l_1}^g,$$

$$w_{i_2j_2}^c = \sum_{i_2=1}^C \sum_{l_2=1}^{M_{j_2}} a_{i_2j_2, k_2l_2}^c,$$

$$a_{i_1j_1, k_1l_1}^g = \frac{s_{i_1j_1}^g \cdot s_{k_1l_1}^g}{\|s_{i_1j_1}^g\| \|s_{k_1l_1}^g\|},$$

$$a_{i_2j_2, k_2l_2}^c = \frac{s_{i_2j_2}^c \cdot s_{k_2l_2}^c}{\|s_{i_2j_2}^c\| \|s_{k_2l_2}^c\|},$$

$$\forall i_2, j_2, z_{i_2j_2}^c = w_{i_2j_2}^c - \sum_{c=1}^C \sum_{l_2=1}^{M_{i_2}} a_{i_2j_2, k_2l_2}^c x_{i_2}^c,$$

$$\forall i_2, x_{i_2}^c \in \{0, 1\}$$

3.2 節と同様に， $z_{i_2j_2}^c$  は目的関数を簡略化するために導入した補助的な変数である．

## 6 実験及び考察

本章では，提案手法の有効性を図るために「じゃらん.net」[7] の実データを用いて実験を行う．その際に，実験準備として 4 章の手法によりレビューを出力し，その出力データに対してフィードバック手法を適用する．

### 6.1 実験設定 1

フィードバックを行う前の準備として，4 章のユーザレビュー抽出手法によりレビューを取得する．実験設定を以下に示す．

[対象データ]

宿泊施設のオンラインサイト「じゃらん.net」[7] の 2009 年 9 月 4 日から 12 月 4 日までのユーザレビュー

[対象宿泊施設]

東京ディズニーシー・ホテルミラコスタ (47 件)

東京ディズニーランドホテル (84 件)

ディズニーアンパサダーホテル (275 件)

[圧縮率]

5% ~ 30% (5% 毎) に圧縮して出力する．

[評価方法]

被験者 60 人 (各ホテル 20 人) により，ユーザレビュー内に存在するトピック (値段, 立地等) を設定する．そして，出力レビュー内のトピックの網羅性を測る．

[トピック数]

東京ディズニーシー・ホテルミラコスタ - 47 個

東京ディズニーランドホテル - 57 個

ディズニーアンパサダーホテル - 56 個

### 6.2 実験結果 1

4 章の手法の結果の一例として，東京ディズニーランドホテルに対するユーザレビュー抽出の結果を図 2 に示す．

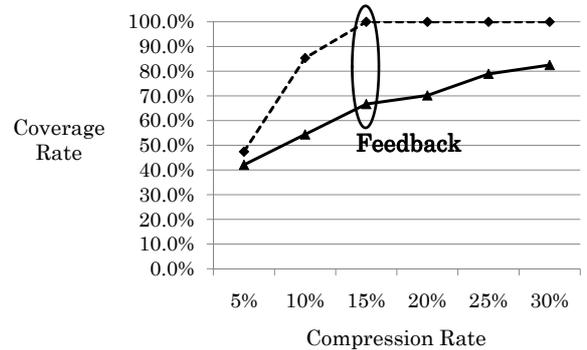


図 2. 東京ディズニーランドホテルに対するユーザレビュー抽出

図 2 において，実線はユーザレビュー抽出の結果を示し，点線は抽出できる限界値を示す．限界値とは各圧縮率におけるユーザの意見の最大量，つまり抽出されるレビュー内に含まれるトピック数の最大可能数を示している．例えば，東京ディズニーランドホテルの 1 レビュー当たりに含まれるトピックの数は平均 5.41 個である．そのため，圧縮率 10% 時

に抽出できる9個のレビューでは、全トピック数57個のうち、48個程度しか出力できない。

また、実験2により適合性フィードバックによって実質値と限界値との差を埋めるよう試みる。

### 6.3 実験設定2

本研究では、実験結果1に対してユーザの判断からフィードバックを行う。また、比較手法として、不用と判断されたレビューの数だけ抽出する手法を用いて、提案手法の有効性を検討し、評価を行う。

[選択方法]

被験者30人(各ホテル10人)により、実験結果1に対して各レビューが有用な情報を含んでいるか否かの判断を行う。

[評価方法]

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{精度 } P \times \text{再現率 } R}{\text{精度 } P + \text{再現率 } R} \quad (5)$$

$$\text{精度 } P = \frac{\text{新たなトピックを含むレビュー数}}{\text{フィードバックしたレビュー数}} \quad (6)$$

$$\text{再現率 } R = \frac{\text{新たに得たトピック数}}{\text{出現していないトピック数}} \quad (7)$$

### 6.4 実験結果2

提案手法と比較手法の実験結果を以下の表に示す。

表1. 東京ディズニーランドホテルの実験結果

圧縮率	比較手法			提案手法		
	P	R	F	P	R	F
5%						
10%	0.71	0.08	13.9%	0.91	0.27	42.0%
15%	0.67	0.11	18.1%	0.88	0.32	42.8%
20%	0.75	0.29	43.6%	0.83	0.59	71.5%
25%	0.60	0.31	42.3%	0.76	0.69	77.1%
30%	0.44	0.36	37.2%	0.75	0.73	73.1%

表1は東京ディズニーランドホテルに対する実験結果であり、精度、再現率、F値はユーザ10人に対するそれぞれの平均値である。また、圧縮率5%時はユーザの判断においてフィードバックが必要なかったため、実験を行っていない。

表1より、精度、再現率、F値全てにおいて提案手法が比較手法を上回っている。つまり、提案手法は比較手法に比べて、効率良く実験結果1で得た内容とは異なる内容を取得できていると言える。特に圧縮率30%において、再現率の分母である未出現のトピック数が少ないにも関わらず、提案手法では新たに7割以上取得することができた。

同様に、東京ディズニーシー・ホテルミラコスタとディズニーアンパサダーホテルに対しても提案手法が上回っており、提案手法の有効性を示すことができた。

### 6.5 考察

まず、比較手法のF値が提案手法に比べて極端に低い理由について述べる。今回、比較手法の実験を行う際に、準備段階である実験1とフィードバックを行う実験2では同一の単語頻度ベクトルを利用している。そのため、フィードバックを行ったにも関わらず、フィードバックによって新たに取得したレビューは実験1で取得したレビューと似た内容を多く含んでいるためと考えられる。

次に表1より、提案手法では圧縮率が上がるにつれて精度が下がり、再現率が上がっていることが分かる。これは圧縮率が上がるにつれて、フィードバックを行うレビューの数が

増えるとともに、未出現のトピック数が減っているためである。つまり、精度の分母は大きくなり、再現率の分母が小さくなる。

また、圧縮率5%と10%時の再現率は極端に低い。これは、フィードバックによって新たに得られるトピック数が未出現のトピック数に比べて大幅に少ないためと考えられる。すなわち、7.1節で示した限界値より、5%時と10%時の未出現のトピック数はそれぞれ26個と19個程度である。この時、フィードバックを行って新たに得られるレビューが2つの場合、得られるトピック数の最大は10個であり、再現率は低くなる。上記の旨を考慮し、(6)式の「出現していないトピック数」を「新たに取得できるトピックの限界数」と設定した時の結果を以下の表2に示す。

表2. 東京ディズニーランドホテルの実験結果

圧縮率	比較手法			提案手法		
	P	R	F	P	R	F
5%						
10%	0.71	0.18	27.9%	0.91	0.65	77.2%
15%	0.67	0.25	31.7%	0.88	0.55	69.5%
20%	0.75	0.30	45.0%	0.83	0.62	73.6%
25%	0.60	0.31	42.3%	0.76	0.72	77.1%
30%	0.44	0.36	37.2%	0.75	0.73	73.1%

表2では、全ての圧縮率においてF値が7割強の値を取っている。そのため、提案手法は圧縮率の大きさ、つまり出力レビュー数によらず同様の結果を得ることができると分かる。

## 7 結論及び今後の課題

本研究では、レビュー内の情報を収集するに当たり、文書要約における手法を適用するとともに、ユーザの判断に基づく適合性フィードバックを用いた最大被覆問題に基づくユーザレビューの自動集約手法を提案した。その結果、圧縮率の大小に関わらず提案手法の有効性を示すことができた。

今後の課題として、更なる精度、再現率、F値の向上と、より大量のレビューに対して実験を行い、有効性を検証していくことが挙げられる。

### 参考文献

- [1] 田邊亘, 後藤正幸, “宿泊施設の戦略構築を支援するユーザレビュー分析に関する一考察,” 武蔵工業大学環境情報学部情報メディアセンタージャーナル, Vol. 9, pp. 91-101, 2008.
- [2] Hiroya Takamura and Manabu Okumura, “Text Summarization Model based on Maximum Coverage Problem and its Variant,” *EACL'09 Proceedings of the 12th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistic*, pp. 781-789, 2009.
- [3] 竹村隆, 雲居玄道, 後藤正幸, “最大被覆問題に関するユーザレビュー集約手法に関する一考察,” 経営情報学会秋季全国研究発表大会, 2010.
- [4] 井田憲一, 菅良平, 玄光男, “ナップサック問題のための探索範囲調整型GAの提案,” 電気学会論文誌C, Vol. 124, pp. 1861-1867, 2004.
- [5] Jonathan L. Elsas, Jaime Arguello, Jamine Callan and Jamine G. Carbonell, “Retrieval and Feedback Models for Blog Feed Search,” *SIGIR'08 Proceedings of the 31st annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp. 347-354, 2008.
- [6] 今野浩, 鈴木久敏, “整数計画法と組合せ最適化,” 日科技連出版社, 1982.
- [7] 宿・ホテル予約サイト じゃらん.net <http://www.jalan.net/>