原著論文

グループタグとシソーラスを用いたニュース推薦手法の提案

武田 泰弘*, 大向 一輝***, 安達 真****, 加藤 俊一**

* 中央大学大学院理工学研究科, ** 中央大学理工学部, *** 国立情報学研究所, **** 株式会社グルコース

NEWS RECOMMENDATION METHOD USING GROUP TAGS AND THESAURUSES

Yasuhiro TAKEDA*, Ikki OHMUKAI***, Shin ADACHI**** and Toshikazu KATO**

* Department of Electrical, Electronic, and Communication Engineering, Chuo University 1-13-27, Kasuga, Bunkyo-ku, Tokyo 112-8551, Japan

** National Institute of Informatics, 2-1-2 Hitotsubashi, Chiyoda-ku, Tokyo 101-8430, Japan

*** Department of Industrial and Systems Engineering, Chuo University 1-13-27, Kasuga, Bunkyo-ku, Tokyo 112-8551, Japan

**** Glucose Co. INC. 4-1-8 Azabujuban, Minato-ku, Tokyo 106-0045, Japan

Abstract : Currently, news contents are based on traditional taxonomy with hierarchical structure. Meanwhile, social bookmarks have a flat structure called folksonomy which has less difficulty to get news rather than taxonomy. However, bookmark tags depends on users. It causes three problems; polysemy, synonymy, difference of understanding. In this study, we propose a new method to recommend interesting news by using social bookmarking. It uses tags attached by a group of users who have similar preferences. Although this method still uses tagging system, the tags represent same understanding of the group. It reduces the influence of the three problems above. We also employ thesaurus to extrapolate sparse descriptions. We had evaluated appropriateness assigned to the web pages by the users of articles selected and recommended for the web pages. In our experiment, social bookmarking service, called 4dk, is used. 4dk is based on the group. All tags attached in 4dk are assumed as tags attached by users who have same preferences. We showed high precision of the set of recommended pages through statistical tests such as wilcoxon test and sigmoid-like function test developed in our study.

Keywords : Semantic Web, Social Bookmark, Thesaurus

あ ら ま し

新聞、テレビに続き、ウェブから得られるニュースコンテンツの重要性が日々高まっている。検索エンジンの検索技術の向上により、キーワードを入力すればそれに関するニュースが得られるが、ユーザー自身がこの処理を行わなければならない。一方でランダムにニュースを得ても莫大な情報の中から有益な情報を抽出するのは、ユーザーにとって非常に負担の多い作業である。

本稿では、ソーシャルブックマークサービスの実データを用いて、Folksonomyが持つ問題と、グループタグがどういったものであるかを考察し、タグのみで行う記事推薦の問題点を述べる。それらを踏まえた上で、タグとシソーラスを用いたニュース推薦が有効であったかどうかの評価を行った。今回の実験結果より、本提案手法の有意性を確認できた。

1. は じ め に

近年、増え続けるウェブ情報の中からユーザーにとって有益な情報を取得するのは困難になりつつある。特にニュースなどの日々変化する情報に関しては、ニュースサイトが提供するランダムな記事に、ユーザーが好む記事が含まれることは少なく、それらのうちの多くはノイズとなってしまう。その問題を解決するため文献 [1] のようなウェブコンテンツ推薦システムの研究が多くなされてきた。

また、[2] のようなユーザー参加型のウェブサービスで

あるソーシャルブックマーク（以下、SBM）サービスが昨今広がりつつある。これは、webコンテンツにユーザー自身がタグ付けできるwebサービスで、ユーザー同士が情報を共有することにより、より有益な情報が得やすくなった。

しかし、それでもコンテンツはユーザー自身が取得する必要がある、ユーザーが望む情報を取得するのは未だに困難である。そんな中、文献 [3] のようなwebコンテンツを推薦する研究も行われている。これらの研究のアルゴリズムの主な部分を担っているのが協調フィルタリングである。文献 [3] でも述べられているように、協調フィルタリングとは、広義には未知のアイテムに対する有用度を、既知のアイテムに対する有用度を用いて類推し、推薦を行うものであり、アイテムの内容に依存することなくユーザーの嗜好に基づく推薦を可能とするものを指す。文献 [3] では文献 [4] で言及されているように、協調フィルタリングでは、アイテム数がユーザー数に対して大きすぎるとき、ユーザーから収集した有用度を要素とするユーザー-アイテム行列は疎となり、類似度が高くなるユーザーを得られないため、有効な推薦ができないとしている。また、webコンテンツを対象とした協調フィルタリングは、アイテムとなるwebコンテンツの数が膨大であり、推薦に十分となる量の有用度をユーザーから収集することは、現実的に不可能であると指摘している。

こういった理由から、本稿では協調フィルタリングを用いず、よりシンプルな記事推薦アルゴリズムを目指した。2章ではSBMの性質と、それが含む問題について述べ、3章ではニュース推薦手法を提案し、4章にて検証実験の結果の提示、5章にてその結果を踏まえた考察を述べ、6章でまとめる。

2. ソーシャルブックマーク

2.1 Folksonomy

情報の分類として、Taxonomy¹は有用な切り分け方の一つだった。しかし、現代社会では情報が急速に広がり、Taxonomyがうまく機能しない状態に陥った。そこで用いられるのがFolksonomyである。Folksonomyとはウェブコンテンツに利用者自ら任意のタグを複数付け加えて検索できる分類法の事である。この概念が出現するまではインターネット上のコンテンツは、サイトの管理者によって分類されていた。しかし、このような分類法だと情報の階層が形成され、コンテンツまでのパスが長くなるという問題がある。この問題点は文献[5]でも述べられている。例えばAfricaとcatというキーワードに関する記事があった際に、どのようなディレクトリ構造で保存するかを考えると

1. c:¥articles¥cats
2. c:¥articles¥Africa
3. c:¥articles¥Africa¥cats
4. c:¥articles¥cats¥Africa

の4パターンが考えられる。ただし、これらのディレクトリ構造は、名前、階層自体が情報を表現しており、文献[7]を参考にして構成されている。1と2に関してはそれぞれのキーワードが独立になっているから問題ないが、3と4に関しては順番によって、全く意味の異なるものになる。前者はアフリカ原産の猫に関する記事になるが、後者だとアフリカに存在する猫の記事になる。このように階層的なTaxonomyだとユーザーが必要とする記事に達せない可能性がある。

それに対し、FolksonomyはTaxonomyのような階層がなく、フラットな関係を保つ。よって、Africaとcatに関する記事を得たい場合には、二つのタグがつけられた記事を得ればいいだけになる。

2.2 タグが持つ問題

文献[5]では、タグの問題点としてPolysemy（多義性）、Synonymy（同義性）、Basic Level Variation（基礎的な分類レベルの混在）の3つを挙げている

2.2.1 Polysemy

Polysemyはタグ自体が持つ意味が多く、それだけで何を指し示すかがわかりにくい事を意味する。例えば、windowというタグがあった場合、それが壁全体を指し示すかもしれないし、窓ガラスのみを指し示すかもしれない。

2.2.2 Synonymy

Synonymyにおける問題点は、一つのものを表すのに様々なタグが使われてしまい、タグをつけるユーザーは広く受け入れ

られているしきたりに従うか、最も受け入れられるであろう可能性を考慮してタグ付けをしなければならないという点である。

例えば、televisionとtvというタグがあった場合に、この二つは同じものを指し示すなどがある。

2.2.3 Basic Level Variation

Basic Level Variationが持つ問題は、タグ付けがユーザー依存であるという点である。というのも、そのユーザーがどのように感じるかでつけられるタグの意味が異なるからだ。例えばcat, cheetah, animalという3つのタグがあるときに、人によっては同じと見なすかもしれないし、異なると見なすかもしれない。また、catもsiamese（シャム）なのかpersian（ペルシャ）なのかなど、ユーザーの専門知識にも依存する。

2.3 問題解決に必要なアプローチ

これらの問題を解決するには、タグを付与する際にシステムがセマンティックなキーワードを付与する様にユーザーを促し付けられたタグから、そのタグが持つ意味を拡張し、2.2で述べた問題を回避する必要がある。

3. ニュース推薦に関する提案手法

3.1 概要

今回提案する手法は、複雑な計算を省き、よりシンプルなアルゴリズムでのwebコンテンツ推薦を行う。本提案手法では、ユーザー間の関連性を計算によってではなく、ユーザー自身がグループに参加することで得るようにした。

さて、タグを用いてニュース検索を行う際には、十分な記事数を得られない可能性がある。この問題を回避する為に、[7]で使われているwikipediaのエントリをタグに用いる手法とシソーラスを用いる。まず、前者を用いることにより、曖昧なタグ付けを回避し、後者を用いて、タグが持つ意味の拡張を行うことでPolysemyとBasic Level Variationの影響を少なくし、十分な記事数を取得した上で記事推薦に用いる。

今回の理論検証に用いるソーシャルブックマークサービス4dkはセマンティックな処理を行うために様々な機能が用意されている。今回はそれらの機能のうち、グループの概念、wikipediaエントリによるタグ補完を用いてニュース推薦を行う。

3.2 グループ性

現在使われているSBMを図示すると図1のようになる。まず、上位のレイヤーはユーザー、その次にタグのレイヤーがある。このとき、ユーザー間に関連はなく、ランダムに選んだユーザー間のタグは無相関である。この状態で、他のユーザーのタグを用いることはできない。よってユーザーのグループ化が必要である。他の研究テーマとして、タグのレイ

¹ Taxonomyとは元々生物を分類することを目的とした生物学の一分野で、広義のTaxonomyでは、無生物も含めた事物(観念も含めて)を対象とする。セマンティックウェブではクラスと、それに属する相互に排他的なサブクラスからなる階層構造を意味する。

ヤーとコンテンツのレイヤーから協調フィルタリングを行いユーザーの類似度を求め、コンテンツを推薦するものがある。これはユーザーのグループ化を行っている事と同意である。しかし、ユーザー間で協調フィルタリングを行っても十分な精度を上げるのは難しく、処理に多くの時間がかかる。4dkではこの問題を回避するために、グループの概念が取り入れられている。これを図示すると図3のようになる。これにより、上記で求めたユーザーのクラスタリング処理を省き、他のユーザーが用いたタグをそのグループ内で有用に扱うことができる。以下、4dkでグループ毎に付けられたタグをグループタグと呼ぶ。

3.3 wikipedia エントリを用いたタグ補完

SBMはユーザー参加型であるが故、タグ付けの自由度が大きい。それにより2.2章で述べたSynonymyの問題が引き起こされる。この問題を低減するために4dkでは[7]で用いられているwikipediaエントリを用いたタグ補完を行っている。これにより、ユーザーが付けるタグの意味を保ちつつ、ユーザーのタグ付けの自由度を制限する、セマンティックなインターフェースを実現している。

3.4 シソーラス

シソーラスとは、日本語で類語辞典を意味するが、さらに言及すると単語のあらゆる関係を考慮して分類したものを言う。今回は[6]からシソーラスを得て処理に用いる。シソーラスを用いる理由は2.2章でも述べたPolysemyとBasic

図1 SBMの概図

図3 グループを用いたSBM サービス

Level Variationの問題を低減するためである。というのも、あるコンテンツを表現するのにつけられるタグは、ユーザー毎に異なることがある。これにより十分な数のニュース記事を得られないことがある。例えば、「digg」というタグがあったとする。このタグを用いてニュースを検索すると、8月24日の記事数は3件となった。これでは、「digg」に関連する記事が十分でない。この記事数が得られない問題は、2.2で示したタグが持つ問題が原因で起きているものとする。この時、「digg」のシソーラス30個を用いてニュース検索を行った際の記事数は89件となった。よって、そのタグから得られるシソーラスを用いることでその違いを小さくし、複数のユーザーが有益とするコンテンツをシソーラスを用いて取得する。シソーラスが持つ意味の共通性を図示すると、図2のようになる。本提案手法では、一つのタグに対し、最大30個のシソーラスを取得し、記事検索に用いる。

4. 実験

4dk α版から取得したブックマークデータよりグループタグを求め、実証実験を行った。

4.1 実証実験

この実証実験は、2008年7月24日時点で登録されているユーザーのうちグループAとグループBに参加しているユーザーを対象に行なった。

グループAは、同じ研究室に所属するメンバーからなり、それぞれ異なるテーマで研究を行っている。グループBは4dkの開発メンバーからなるグループで、それぞれ異なる部分のシステムを担当している。ニュース記事は本提案手法で取得した記事とGoogle Newsのトップ記事から選んだ記事についてのアンケートをとり、その結果から配信したニュースが妥当であったかどうかの分析を行う。ここで、提案手法と比較するニュース群はGoogle独自の記事表示順位付け手法により得られたものである。今回得られたアンケートは、グループAが11人、グループBが6人だった。また、グループAに推薦した記事群は20、グループBは15である。これらの推薦記事との評価のために用意したGoogle Newsの

図2 シソーラスが持つ意味の共通性

トップ記事はグループAが20件、グループBが15件である。

4.2 実験方法

今回の提案手法は、グループタグからシソーラスを求め、それらを用いてニュースを取得、推薦するというもので、結果として得られるのは、被験者にとってそのニュースに興味があったか、それともなかったかの二つになる。その結果を集計し推薦したニュース群が妥当であったかどうかの検証を行う。

検証方法として、まずアンケート結果から Wilcoxon 検定を行い有意性の検証をした後、シグモイド関数を用いた検証方法を提案する。

4.3 Wilcoxon 検定

Wilcoxon 検定は独立な2つの標本集団における両母集団平均が等しいかを調べるものである。各々の平均が等しいのであれば、要素値の小さい方から順に1, 2, 3...と順位をつけるとき、2つの標本に対する順位和は同程度になることが考えられる。今回は推薦したニュース群とランダムで選んだニュース群との有意差検定を行う。Wilcoxon 検定は二つの母集団の差を求め、その差の絶対値の大きさ順に順位を付ける。その後、差が正であるグループと負であるグループに分け、それぞれのグループの順位和を求める。それらの値の小さい方をT値とし、Wilcoxon 検定表からデータ数と一致する $T_{0.05}$ を求め、今回求めたTと $T_{0.05}$ の比較を行い、有意点よりTの値が小さいかを調べる。このとき以下の仮説が立てられる。

帰無仮説：提案手法で求めた記事群とランダムに選んだ記事群の興味度に差がない。

対立仮説：興味度に差がある。

4.4 シグモイド関数を用いた結果検証

前節でも述べたように、今回知りたいのは、グループに属すユーザーにとって、推薦したニュース群が妥当であったかどうかである。このとき、推薦したニュース一つ一つにはそのグループ特有の相関関係があると考えられる。例えばグループAの多数が興味を持っても、グループBにとってはそうでないかもしれない。任意のグループに推薦した記事の内、半数が興味あるものであった場合、興味の度合い順にニュースを並べ変えたときの分布は図4の様に書き表される。横軸がニュースの数で縦軸は興味の強さを表している。3.2で述べたように、グループに属すユーザーは同じ嗜好をもつと考えられる。そのとき、興味に関する度数分布は明瞭に分かれると推測される。この分布は、次の式でモデル化される。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha(x+\beta)}} \quad (1)$$

このとき、 $f(x)$ は0から1の値である。このとき、 α は $f(x)$ の変化率、 β は $f(x)$ の値が0.5となるときの座標である。興味のある記事と、ない記事の数が同じである場合、 β の値は0となる。今回の実験での望ましい結果は α 、 β の値がより大き

いものである。というのも、 α はシグモイド関数の変化の鋭さを司るパラメーターであり、グループ内で似た嗜好性を持つのであれば、興味のある記事とそうでない記事の差は明確に分かれ、図4のように変化が急になると考えられる。また、 β は、シグモイド関数の平行移動を司るパラメーターであり、この値が0より大きいとシグモイド関数は左に平行移動する。左にシフトするということは、推薦した記事に興味を持つユーザーが増えることを意味する。今回は(1)式と得られた結果データの相関をとり、 α と β の値を得て検証に用いる。このような評価方法をとる理由として以下の項目が挙げられる。

- (i) Wilcoxon 検定では、グループ全体としての有意性はわかるものの、その推薦した記事がユーザー個人にとって妥当であったか調べることは困難である。例えば、一つの記事に対してグループの半分のユーザーが興味を示し、もう半分がそうでなかった場合、その記事では妥当であるとは言えない。しかし、Wilcoxon 検定では差を用いて検定を行うので、その結果が反映されない。
- (ii) α 、 β の値を変化させアンケート結果の分布と比較するので定量的判断が行える。

4.5 実験結果

グループAに推薦した記事20件のうち10件はタグを用いて取得した記事、もう10件はシソーラスを用いて取得した記事である。また、グループBでは15件中13件がタグ、2件がシソーラスを用いて取得した記事である。これら2つの方法によって得た記事に対するそれぞれのグループ興味度は表1のようになった。Aに所属するメンバー11人、グループBに所属するメンバー6人である。興味度は興味があると答えたグループ毎の平均の被験者数となっている。

4.5.1 Wilcoxon 検定の結果

グループAとグループBの差と順位の結果は表2のようになった。これを見ると、グループAではほとんどのユーザー、グループBでは、すべてのユーザーで本提案手法によって得た記事群の興味度からランダムで得た記事群の興味度を引いた際に差が正になった。このとき、グループAに関するT値

図4 シグモイド関数を用いた興味度モデル

は7となり、今回のユーザー数は11なので、分布表の値は $P < 0.05$ のとき10である。このことから、帰無仮説を棄却することができるので、提案手法に有意性が見られることが確認できた。また、グループBに関するT値は0となり、今回のユーザー数は6人であるので、分布表の値は $P < 0.05$ のときは0となる。よって、こちらでも帰無仮説を棄却することができ、提案手法に有意性が見られることが確認できた。

4.5.2 シグモイド関数を用いたマッチング

グループA、Bの結果を興味度順にソートし、それとシグモイド関数をマッチングさせた結果は図5のようになった。そのときのシグモイド関数のパラメーターは表3のようになった。これを見ると、グループAに関しては β が0なことから、示した記事群を半数のユーザーが興味あると示し、もう半数は興味を示さなかった事がわかる。これは11人のユーザーのうち平均して5.25人のユーザーが興味を示した事からもわかる。また α の値は0.3となり、ある程度グループ内で興味の対象が一致しているものの、十分とはいえない。それに対し、グループBは β の値が4ということから、多くのユーザーが示した記事群に興味を持ったことがわかる。これは、グループBに推薦した記事が15であるとき、その値の半分の7.5が $\alpha = 1$ 、 $\beta = 0$ のシグモイド関数の中心値であることから $\beta = 4$ は大きいことがわかる。また、グループBの興味度の平均値は6人のユーザーのうち平均して4.86人が興味を示したことからもわかる。 α の値はグループAに比べて2倍大きくなっていることから、グループBの方が興味の対象が一致していることがわかる。このことはグループAでの分散値が3.37に対して、グループBは2.24であった事からもグループの興味と記事群に強い関連性があることがわかった。

5. 考 察

全体的に見て、本提案手法には有意性が認められた。しかし、グループAとグループBの実験結果には大きな違いが見られた。ここで、グループAが4dkに10日間に登録したタグの種類数は5であったのに対し、グループBは13種類

だったことから、記事推薦に用いることのできるパラメーター数はグループBの方が2倍以上多いことがわかる。本提案手法ではタグの種類が多い方がシソーラスの数が増え、ニュース検索時に用いることのできる要素が増えたため、グループBの推薦記事の精度が上がったのだと考えられる。またシソーラスの数が増えると、2.2章で述べたSynonymyとBasic Level Variationの影響を小さくすることができる。このことはタグの縮約と同じ効果を生み出していると言える。というのも、同じ意味を持つタグ同士から得られるシソーラスはほぼ同じである。例えば、[6]から得られる「web」と「ウェブ」のシソーラスの結果は全く同じものであることから、このことがわかる。

シグモイド関数を用いた有効性の評価はグループAとグループBで大きく異なった。一番相関値が高かったときのシグモイド関数の α からもわかるように、グループAに推薦した記事群はグループ内で興味にばらつきがありまた β が0であることから、興味の度合いも全体的に五分五分であった事がわかる。この原因として考えられるのは、グループAでのタグ数が少なく、提案手法で得られた記事群では望ましい結果が得られなかったからと考えられる。グループBに関して

図5 グループの結果とシグモイド関数とのマッチング

表3 シグモイド関数の相関値とそのときのパラメーター

	Group A	Group B
correlation value	0.990057243	0.990814604
α	0.3	0.6
β	0	4

表2 差と順位の関係

Group A	User 1	User 2	User 3	User 4	User 5	User 6	User 7	User 8	User 9	User10	User11
差	1	1	1	2	2	2	3	-3	3	5	7
順位	2	2	2	5	5	5	7	7	7	8	9

Group B	User1	User2	User3	User4	User5	User6
差	4	5	7	8	9	9
順位	1	2	3	4	5.5	5.5

は α , β の値がともにグループAよりも上回っている。これは先ほども述べたようにタグの数が多いためこのような結果になったものと考えられる。

シソーラスを用いて得た記事数はグループBがグループAに比べて小さかった。この理由としては、グループBの方が使用したタグが多く、検索に用いるパラメータ多かったことと、ソーシャルブックマークサービスを常用するユーザーが多く所属するため、タギングのリテラシーが高かった事が挙げられる。これらのことから、タグが持つ問題の影響が少なかったと考えられる。また、シソーラスによって得られた記事に対して興味があると答えた平均の人数は表1よりグループAが11人中5.2人、グループBが6人中2.25人となった。これより、タグの問題の影響が少なかったグループBでは興味度が小さかったが、そうでないグループAでは半数近い被験者が興味があると答えたことがわかる。

6. お わ り に

本研究では、SBMサービスに付与されたタグ情報がどのような意味を持ち、どのように扱えばユーザーにとって有用なコンテンツが推薦できるかを提案した。提案手法ではグループタグからシソーラスを得、それらを用いてユーザーに有用なニュース記事を推薦することを可能とした。本来であれば複雑な処理を必要とするユーザーのクラスタリングも、ユーザー自身がグループに参加することでユーザー間の嗜好性を分類できる特徴を生かし、グループにとって興味のある記事を推薦することを可能とした。しかし今回の様にグループ内で用いるタグの数が少ないと十分な精度を得ることはできないという問題が判明した。今後の課題としてはグループ間の類似度をもとめ、別のグループのタグやコンテンツを推薦に利用することで精度を上げることが考えられる。

謝 辞

本研究を行うにあたり、アルゴリズムに対するアドバイスをしてくださる国立情報学研究所助教の大向一輝博士に深く感謝を申し上げます。また、システム構築に関してアドバイスを頂くグルコース(株)の安達真社長をはじめ、皆様に深く感謝いたします。また、日頃より、熱心な研究討論や実験への協力を戴く中央大学理工学部ヒューマンメディア研究室の皆様、感性ロボティクス研究センターの皆様にご感謝します。

参 考 文 献

- [1] Li, J. and Zaiane, O.: Combining Usage, Content, and Structure Data to Improve Web Site Recommendation, Proc. Web KDD-2004 workshop on Web Mining and Web Usage (2004).
- [2] <http://del.icio.us>
- [3] 佐々木祥, 宮田高道, 稲積泰宏, 小林亜樹, 酒井善則: Social Bookmark におけるコンテンツクラスタ間の類似度を用いたweb コンテンツ推薦システム 情報処理学会, Vol.48, No.SIG 20
- [4] Sarwar, B.M, Karypis, G., Konstan, J.A.and Riedl, J.: Item-based collaborative filtering recommendation algorithms, Proc. 10th International World Wide Web Conference (WWW10), pp.285-295 (2001).
- [5] Scott Golder and Bernardo A. Huberman. (2006). "The Structure of Collaborative Tagging Systems" Journal of Information Science vol.32, no.2. April 2006.
- [6] <http://wikipedia-lab.org:8080/WikipediaThesaurusV2/>
- [7] <http://faviki.com/>
- [8] Jones, W., Phuwanartnurak, A., Gill, R. & Bruce, H. (2005). Don't Take My Folders Away! Organizing Personal Information to Get Things Done. Proceedings of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI)

武田 泰弘 (学生会員)

2008年中央大学理工学部電気電子情報通信工学科卒業。現在、同大学院理工学研究科電気電子情報通信工学専攻博士前期課程に在学中。セマンティックウェブやハードウェアに特化した画像処理の研究を行っている。

大向 一輝 (非会員)

2000年同志社大学工学部卒業。2005年総合研究大学院大学複合科学研究科博士課程修了。博士(情報学)。2005年国立情報学研究所助手。総合研究大学院大学複合科学研究科助手(併任)。2007年同助教。現在に至る。

セマンティックウェブ、ソーシャルネットワークにおける知識共有に関する研究に従事。情報処理学会、人工知能学会、AAAI各会員。

安達 真 (非会員)

2006年早稲田大学理工学部卒業。株式会社グルコース代表取締役社長。セマンティックウェブ・メタデータに関するソフトウェア開発に従事。

加藤 俊一 (正会員)

中央大学理工学部経営システム工学科教授、京都大学大学院博士課程修了、工学博士。ヒューマンメディア工学、感性工学の研究に従事。電子情報通信学会、情報処理学会、日本感性工学会、IEEEの各会員。