

知識共有型レコメンドシステム “Knowledge Recommender”の提案と ビル省エネ管理事業への適用

鳥羽 美奈子^{1,a)} 森 靖英¹ 田代 大輔²

受付日 2011年3月29日, 採録日 2011年10月3日

概要: 企業活動における知識の普及はより重要となっているが, 熟練者が持つ質の高い知識を全社に行き渡らせることは困難なままとなっている. そこで, 膨大な量の企業活動ログデータに知識を付与する知識共有型レコメンドシステム “Knowledge Recommender” を提案する. 本システムでは, あるログデータの分析結果と, それに対しあるユーザによって入力された知識の間に, 知識レコメンドのルールを自動生成する. このルールを用いることで, 他のログデータ分析結果を他のユーザへ提示する際に, 入力済み関連知識のレコメンドを行い, ユーザ間の知識の共有を促す. 本論文では, 本システムの効果的な実用に向け, (1) 知識の質の定量的定義と評価, (2) 知識のレコメンド可能範囲 (知識の展開性能) 検証の方法を述べる. 本システムを既存のビル・エネルギー管理サービスに適用し, 1,532 データ (ビル 56 棟 × 約 28 カ月) を対象に実験を行ったところ, (1) 熟練者と一般ユーザの知識の質には, 本研究による提案指標において約 10 倍の開きがあり, また, (2) 熟練者があるデータに対して入力した知識は, 全データのうち平均 26% に対しても適用可能であり, 他のユーザにレコメンド可能であるという結果を得た. これにより本システムが, 膨大なログデータに対応した, 質の高い知識の共有に有用であるという見通しを得た.

キーワード: 知識共有, レコメンド, BEMS, データマイニング

Proposal of “Knowledge Recommender” the Business-knowledge Sharing System and its Application to Building-energy-management Service

MINAKO TOBA^{1,a)} YASUhide MORI¹ DAISUKE TASHIRO²

Received: March 29, 2011, Accepted: October 3, 2011

Abstract: Knowledge sharing has become important in business activities. However, it is still difficult to share an expert’s high-quality knowledge with non-experts in the same enterprise. A knowledge-recommender system, called “Knowledge Recommender,” for business-knowledge sharing is proposed. This system links an enterprise’s statistical and historical data with high-quality knowledge posted by experts. It generates recommendation rules automatically and recommends appropriate high-quality knowledge when the user needs the results of data analysis. In this paper, we describe (1) a quantitative evaluation of knowledge quality and define (2) a knowledge expansion performance. The quality of this knowledge is quantitatively evaluated, and the performance of the system in terms of its capability of “knowledge expansion” is verified. To confirm the effectiveness of the proposed system, it is experimentally applied to the building-energy-management business. The results of this experiment on business showed, first, that an expert’s knowledge quality is scored higher than that of non-experts and, second, that an expert’s knowledge can be expanded and provided as knowledge recommended to non-experts. The results imply that this system is effective for high-quality knowledge sharing in business enterprises.

Keywords: knowledge sharing, recommendation, BEMS, data mining

1. はじめに

情報技術のクラウド化 [1] にともなう ASP (Application Service Provider) [2], [3] やセンサネット [4] 等によるサービスの普及により, 世界を流通するデータの量は増大することが予測される [5]. これら大量のデータは各種分析ツールにより分析が可能であるが, 分析結果として示されるのは数値やグラフであり, ユーザ各人は分析結果から推測される知識を洞察する必要がある. 企業では, 企業情報ログデータを分析し, その分析結果であるグラフや数値を見て, 対応すべき営業方法といった知識を洞察する必要がある. 企業情報ログデータには, たとえば, 提供サービスに関する「顧客の利用状況」といった情報を含む ASP のログデータ等がある. しかし, 洞察された知識は属人的であり, また人によって知識の質に差があるため, 質の高い知識の共有が困難である.

このように知識の共有が課題となっている社会的背景から, 知識共有・ナレッジ共有に関する技術の研究は長くテーマとなっており, 今なおさかんである. BBS (Bulletin Board System) や SNS (Social Networking Service) といった技術を利用した業務知識の共有はすでに一般的となっており, またコンシューマ向けのサービスとしても, 質問・回答サービス [6] や, ユーザの投稿によって作成される百科事典プロジェクト [7] といった知識共有技術の活用事例が知られる. また, 人間の知識とコンピュータの処理の組合せ技術を活用したミドルウェアを提供し事業化している例もある [8]. さらに, こういった知識共有技術の普及から生じる問題, たとえば悪意ある誤った知識が入力される割合の調査や対応策をテーマとした研究も発表されている [9], [10].

しかし, 知識共有に関する従来技術には依然, 次のような問題がある.

問題 1: 質の低い知識も提示されてしまい, ユーザが質の高い知識を取得することが困難である.

問題 2: データが大量にある場合は, 知識が付与されないデータが多数残ってしまう.

そこで, 筆者らは「知識共有型レコメンドシステム “Knowledge Recommender”」を提案する. 本システムでは, ログの定量的な分析結果と熟練者の知識に関連付けするルールを自動生成する. さらに, 別の類似する分析結果を他のユーザに提示する際にその知識もレコメンドする. これにより, 大量のデータに対応した熟練者の質の高い知

識を, 非熟練者とも共有可能となる.

本論文では, 問題 1・問題 2 を解決する方法を述べ, 既存のビル・エネルギー管理サービス「ネット・エネケア-e」(ASP) [11] に適用した実験によって, 検証を行うことを目的とする.

2. 従来技術と本研究の課題

2.1 知識共有に関する従来技術

知識共有・ナレッジ共有に関する技術の研究は, 長くテーマとなっており今なおさかんである. たとえば, 企業における業務知識の共有は'80年代より課題となっており [12], 今なお手法の議論が続いている [13], [14], [15], [16], [17]. 近年は, 企業向け, コンシューマ向けそれぞれにおいて実用化されている.

企業においては, 特定部署等においてネットワーク上の BBS や SNS といった技術を利用し業務知識を共有する事例が多くみられる [18]. たとえば, 衣料品店の店舗管理 [19] や空調管理 [20] といった業務知識を, 書き込みや検索機能を活用して共有している. また, ファイルアップロード機能やリンク機能を利用して, 画像や各種データを参照しての知識入力も行われている. 知識データベースを生成してユーザのあいまいな問いにも関連する知識を返すという研究 [21] や, こういった相互の書き込みがグループ間の共有知識の創生に有用とする研究もある [22].

コンシューマ向けの知識共有システムとしても, 現在すでに広く普及しているサービスがある. たとえば, あるユーザの質問に対し, 知識を持つ別のユーザが答えを投稿できるサービス [6] や, ユーザの投稿によって知識共有することで作成される百科事典プロジェクト [7] 等である. このプロジェクトでは信頼できる情報源を参照していれば知識の有効性, すなわち知識の質が高いといえるという提案がなされている. また, これらサービスの有効性を検証する研究も発表されている [23], [24].

上記のようなアプリケーションとしての知識共有技術だけでなく, ミドルウェアとして知識共有基盤を提供している例もある. たとえば, コンピュータプログラムと人間の知識を組み合わせる特定の処理を行う基盤を提供するサービスがある [8]. このサービスの適用の一例を述べる. 「ある方言を含むと思われるアラブ語の文章に対して, どの地域で話される方言であるかを特定したい」というトピックがある. そこで, クラウドを介して接続される多数のユーザの中で, アラブ語話者・アラブ語の知識のある人に, それぞれの知識によって地域を判断・入力させる. コンピュータプログラムは入力数の多い知識を確からしい知識として特定することが可能である. このサービスは, 調査会社や, 大学等の研究機関の調査等に利用されている.

また, さらなる効果的な知識共有の実現に向け, 様々な先進的な研究が進められている. たとえば文書の共著者が

¹ 株式会社日立製作所横浜研究所
Yokohama Research Laboratory, Hitachi Ltd., Yokohama,
Kanagawa 244-0817, Japan

² 株式会社日立製作所中央研究所
Central Research Laboratory, Hitachi Ltd., Kokubunji,
Tokyo 185-8601, Japan

a) minako.toba.cy@hitachi.com

表 1 従来研究の問題と課題

Table 1 Problems of existing researches and our targets.

	従来技術の問題	課題		本論文の対象
問題 1	質の低い知識も提示されてしまい、ユーザが質の高い知識を取得することが困難である。	課題 1-i	「知識の質の定量的評価指標」 知識の質を定量的に評価する指標を提案し、質の差を検証する。	○
		課題 1-ii	「質の高い知識の自動抽出」 質の高い知識のみを自動で抽出する。	-
問題 2	質の高い知識の数が限られているのに対しデータ量は膨大なため、知識が付与されないデータが多数残ってしまう。	課題 2	「膨大な量のデータに対応した、知識の自動展開」 限られた数の質の高い知識を、膨大な量のデータに自動で展開して適応可能とする方法を提案する。	○

知識を共有しつつ執筆を進めるための基盤 [26] 等、種々の基盤や技術 [14], [27], [28] が提案されている。

一方で、こうして普及が進む知識共有技術に対しては問題点も指摘されるようになり、その対策方法も提案されている。たとえば、あるトピックに対して、矛盾した知識が入力されることで生じるコンフリクトとその整合性を提案する研究がある [25]。また、悪意あるユーザによる、故意に誤った知識の入力への対策方法 [9], [10] も提案されている。これらでは、選択肢から正解を選んでクリックするような単純な知識入力システムにおいては、短時間に連続して入力が行われている場合を悪意ある入力と疑い、人間の洞察が必要となるような単純でない設問を併設することで省く方法を提案している。

2.2 従来技術の問題と本研究の課題

しかし前節に述べた知識共有に関する従来技術には、以下のような問題がある。

問題 1：質の低い知識も提示されてしまい、ユーザが質の高い知識を取得することが困難である。

従来技術で述べた知識共有を目的としたシステムにおいては、入力される知識の質にはばらつきがあることが知られている。そのため、質の低い知識も多数提示されてしまい、ユーザが質の高い知識を取得するのが困難である。質の低い知識を省く方法としては、短時間に同じキーを連続して入力するといった明らかに悪意ある間違っただ知識を省く方法は提案されている [9], [10]。しかし、自然言語で入力をするようなシステムで間違っただ知識を省くことは難しい。また悪意がなくても、知識を入力する人の環境や知識のレベルも様々であり、知識の質を評価・検証することは難しい。信頼できる情報源があれば質の高い知識であると判断できるとする例もあるが [7], 「信頼できる情報源」自体の判断もまた困難である。企業においては、「暗黙知」として認識される熟練者の質の高い知識を、いかに非熟練者と共有するかは課題とされている [12], [13]。これらの知識はなんらかの定量的なルールに基づいてコンピュータが生成できる知識ではないゆえに、人間に入力を託されてきたものであり、これらの知識の質を定量的に評価することは

困難である。

そこで、質の高い知識を自動で抽出して、質の高い知識を提示する、ということが課題となる (表 1 の課題 1-ii)。このためにはまず、知識の質を定量的に評価する指標を作成して実際に質の差を検証することが必須となる (表 1 の課題 1-i)。本論文では、この課題 1-i を対象とする。

問題 2：質の高い知識の数が限られているのに対しデータ量は膨大なため、知識が付与されないデータが多数残ってしまう。

熟練者のような質の高い知識を入力できる人間の数は限られているため [12], [13], 大量のすべてのデータの分析結果を確認し、知識を洞察することは困難である。たとえば、2009 年から 2020 年の間にデジタル情報量が 44 倍に増加すると予測されるのに対し IT スタッフは 1.4 倍に増えるにとどまるとの指摘もある [5]。したがって、限られた数の質の高い知識を持つ人間が、膨大な量のデータを逐一確認して対応する知識を入力することはますます困難になる。ある程度の子備知識を持つユーザならば質の高い知識のデータベースを手動で検索する方法を用いることも可能だが [21], 質の高い知識とデータとの自動な対応付けを行い、ユーザに自動で提供する方法は提案されていない。

そこで、あるデータと知識のセットを抽出して、ルールを作り、他のデータと知識を関連付けて拡張することで膨大な量のデータに適応可能とする方法が課題となる (表 1 の課題 2)。表 1 に従来研究の問題と課題をまとめる。

3. 知識共有型レコメンドシステム “Knowledge Recommender” の提案

3.1 提案システムの概要

そこで筆者らは、知識共有型レコメンドシステム [Knowledge Recommender] を提案する。本システムの目的は、ユーザが実世界を流通する膨大なデータに対応した質の高い知識を共有することである。本システムはデータの定量的な分析結果と、ユーザが入力する属人的な知識を自動で関連付けることで、分析結果に応じた知識をユーザにレコメンドし、ユーザ間での知識共有を可能とする。

まず図 1 に、Knowledge Recommender を用いたサービ

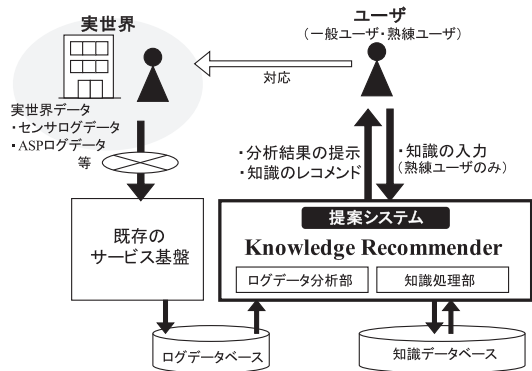


図 1 Knowledge Recommender を用いたサービスの概要
Fig. 1 Service schema using Knowledge Recommender.

スの概要を示す。本サービスではまず、実世界データを既存のサービス基盤等により取得する。実世界データとは、たとえばセンサログや ASP データ等、実世界を流通するサービスのログデータである。ログデータ実世界データは既存のサービス基盤を通してログデータベースに格納される。本システムのログデータ分析部は、ログを収集し、分析して、ユーザに分析結果を提示する。分析結果は、様々な分析指標により算出された数値やグラフである。また分析結果と同時に、知識処理部は、分析結果に対応する、熟練のユーザが持つ質の高い知識をレコメンドする。ユーザは提示された知識を参照して、実世界にフィードバックする対応を行う。非熟練の一般的なユーザは、熟練のユーザの知識を取得することで業務に活用可能となり、また熟練のユーザ間でも、知識のムラのない共有を促す。ここで想定されるユーザは、たとえばサービスを提供する法人の営業パーソンやコンサルタントであり、実世界でフィードバックを受けるのは、サービスを楽しむ顧客である。この場合、レコメンドする知識は、熟練の営業パーソンによる営業方法やコンサルティング方法等である。ユーザは、この営業方法やコンサルティング方法を用いて顧客対応することで、質の高いサービスを提供することが可能になる。

次に、知識データベースの生成方法を述べる。熟練ユーザは、提示された分析結果を確認して、自分が持つ対応する知識を入力する。知識処理部は分析結果と知識の関連付けを行い知識データベースに格納する。以後、本システムが類似の分析結果を提示する際には、対応する過去に入力された知識も同時にレコメンドする。この知識入力と関連付け処置の繰返しにより、知識データベースを質・量ともに強化する。これにより、熟練のユーザの知識を大量のログデータに対応させ、一般ユーザとの共有を可能にする。詳細は 3.3 節で後述する。

Knowledge Recommender の UI (User Interface) 例概要を図 2 に示す。本 UI では、ユーザが指定した対象ログデータの分析結果を提示する。同時に、分析結果に対応する知識をレコメンドする。この際、提示された分析結果に

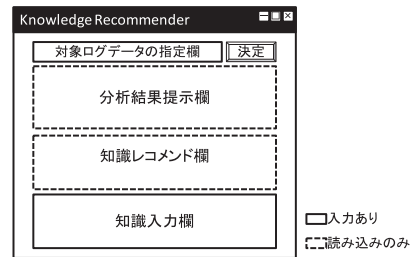


図 2 知識共有型レコメンドシステムの UI の概要
Fig. 2 UI schema of Knowledge Recommender.

対して知識のあるユーザは、知識入力欄より知識を入力する。入力された知識は、別の類似する分析結果が提示された際にレコメンドされる。

ユーザの操作フローおよび Knowledge Recommender の処理フローを図 3 に示す。ユーザは、ログイン後、対象ログデータを指定する。たとえば、ログデータ取得場所・期間等で指定する。Knowledge Recommender の分析部は、分析を行い結果をユーザに提示する。同時に、知識処理部は分析結果に対応する知識を知識データベースから検索し、検索結果があればその知識をユーザにレコメンドする。ユーザは、分析結果に対応する知識がさらにあれば、知識を入力する。Knowledge Recommender は、入力された知識に対して、提案方法 (2) で述べる方法でレコメンドルールを生成し知識データベースに格納する。

3.2 提案方法 (1)：知識の構造化能力を用いた、知識の質の差の検証

本節では、表 1 の課題 1-i の「知識の質の定量的評価指標」を解決するために、「知識レコメンドルールの生成方法」を提案する。将来的な課題として、表 1 の課題 1-ii の「質の高い知識のみを自動で抽出して提示する」があるが、その前段階として必須のプロセスとなる。この課題 1-i を解決するために、「知識の構造化能力を用いた、知識の質の評価点数」を用いてユーザ間の知識の質の差を検証する方法を提案する。本方法では、ユーザを「熟練ユーザ」と「一般ユーザ」の 2 種類に分け、「熟練ユーザ」の知識を質の高い知識として扱う。

知識の質の定量的評価は従来より困難であった。閲覧者によるレーティング結果から判断する方法もあるが、レーティングを行う閲覧者自身に知識がないと正当な評価が困難であるという問題も提唱されているように [28]、知識ある熟練者の不足が背景となっている本提案の趣旨には適さない。

そこで筆者らは、知識の質を評価するために、定量的に比較可能な基準として、各ユーザの「知識の構造化能力」に着目した。近年、情報量の増大や知識の複雑化・細分化により、知識の構造化の重要性が論じられている [29], [30]。ここでは、知識を多人数が共有するためには知識の構造化

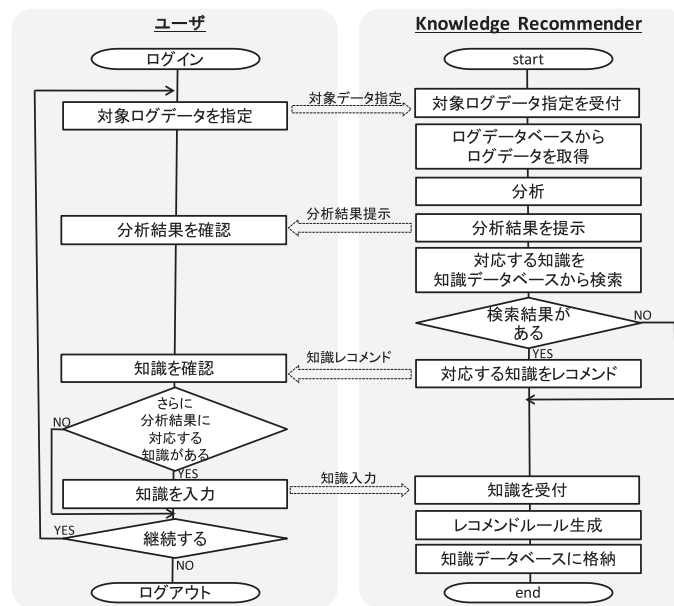


図 3 ユーザの操作フローおよび Knowledge Recommender の処理フロー
 Fig. 3 User operating and Knowledge Recommender process flow chart.

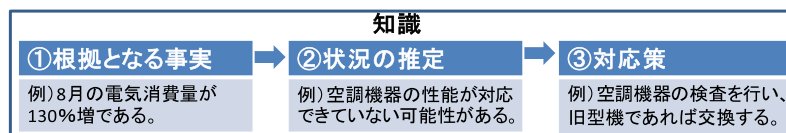


図 4 ビル省エネ事業における知識構造化の例
 Fig. 4 Example of knowledge structurization for building energy management.

が必要であり、その役割は専門知識を持つ「優れた人」にあること [29]、また構造化能力を得るためには経験と実践が必須であること [30] が示されている。こういった状況から、たとえば、熟練者であれば、根拠となる事実をふまえて、対象の状況や問題を類推し、そしてその対応策を示すという知識構造化プロセスを踏む能力が高いと考えられる。本研究が対象とする、ビル省エネ事業における知識構造化の例を図 4 に示す。本システムの場合、①分析結果として提示された数値を根拠として、②対象の状況を推定し、③対応策を入力する、というプロセスとなる。しかし、一般ユーザであれば、経験不足等によりこのプロセスを踏むことが難しく、たとえば根拠となる分析結果の数値から状況を類推することが困難と考えられる。本方法知識の構造化能力は入力した知識の根拠の有無から判断できるとした。知識の入力に際し、たとえフリーフォーマットでの入力であっても熟練者は構造化ができることが多く、一般ユーザには難しいことが多いと考えられる。

本方法では、本システムによって入力された知識をこの構造にあてはめ、図 4 の①②③の各構造に適合する箇所の有無から知識の質を定量的に定義する。①②③の要素を持つ知識は、質の高い知識であると評価する。

また、「①根拠となる事実」の根拠は「定性的根拠」と、「定量的根拠」の 2 種類に大別できる。「定量的根拠」とは、

たとえば「分析結果の分析指標 1 が 15%を上回っているから」のような、すなわちコンピュータのプログラムによって記述可能な根拠であり、「定性的根拠」とはそれ以外である。本システムでは、特に知識の定量性に着目することから、特に「定量的根拠」を持つ知識を評価の対象とする。

なお、本方法による知識の質の評価方法では、知識の構造化能力を対象とし、各構造間の論理の妥当性は対象外とする。たとえば「『① A という事実』があれば『②対象は B という状況である』」という論理が正しいかどうかの評価は対象外である。

3.3 提案方法 (2)：知識レコメンドルールの生成方法

本節では、表 1 の課題 2 の「膨大な量のデータに対応した知識の展開」を解決するために、「知識レコメンドルールの生成方法」を提案する。本方法は、(i) データと知識のセット抽出 (ii) レコメンドルール生成 (iii) 関連付けレコメンド実行の 3 段階のプロセスにより実施される。各プロセスを以下に示す。

(i) データと知識のセット抽出

あるデータと知識のセットを抽出する方法を述べる。熟練ユーザは、分析対象とするデータを指定し、提示される分析結果を確認して知識を入力する。このデータと知識がセットとなる。分析結果は、複数の分析指標によって示さ

表 2 知識データベースの構造
Table 2 Structure of knowledge database.

分析対象 データ ID	分析結果		知識	レコメンド ルール
	分析 指標 1	分析 指標 2		
(あ)	50	-2	分析指標 1 が高くて分析指標 2 が低いので、商品〇〇を店頭全面に展示すべきだろう	If((分析指標 1>=50)And (分析指標 2<=-2)) Then(Print “商品〇〇を店頭前面に...”)
(い)	24	4	分析指標 2 が・・・以下なので、・・・すべき	If・・・ Then・・・
(う)	18	3	<未入力>	<未入力>

れる．たとえば，分析対象データがある場所・日の「気温」であったとすれば，分析指標 1 は気温上昇の傾きを示す数値，分析指標 2 は前日同時刻との増減比率，等となる．分析結果はすべて数値で算出される．分析対象データを指す ID，分析結果，知識は 1 つのレコードとして熟練ユーザ知識データベースに格納される．知識データベースの構造を表 2 に示す．たとえば，データ (あ) の分析結果は「分析指標 1 = 50，分析指標 2 = -2」であり，セットとなる知識は「分析指標 1 が・・・なので，・・・だろう」である．レコメンドルールに関しては次項 (ii) に述べる．

(ii) レコメンドルール生成

レコメンドルールは，ユーザが入力した知識の「定量的根拠」より生成する．知識が提案方法 (1) によって質が高いと評価される，定量的根拠のある知識であれば，根拠はコンピュータのプログラムによって記述可能である．たとえば，表 2 のデータ ID (あ) に対応する知識の「①根拠となる事実」が「分析指標 1 が高くて分析指標 2 が低いので～」であれば，それぞれの分析指標の閾値を分析結果より取得し，「If (分析指標 1 >= 50) And (分析指標 2 <= -2) Then～」という条件式で記述可能である．この条件を UI で指定，もしくはシステムが知識入力時に提示されている分析結果から自動で判断し，知識データベースのレコメンドルールに格納する．

(iii) 関連付けレコメンド

ユーザが図 3 のフローに示すとおり，ある対象データを指定すると，その分析結果に対応する知識がレコメンドされる．たとえば，対象データとして (う) を指定するとする．他のユーザによってすでに (う) に対応する知識が知識データベースに入力されていれば，Knowledge Recommender はその知識を取得しユーザにレコメンドする．(う) に対応する知識が，表 2 に示すようにまだ入力されていなければ，関連付けレコメンドの実施により知識レコメンドを行う．まず，対象データ (う) を分析し，各分析指標の数値を算出する．次に，知識データベースのレコメンドルールから，データ (う) の分析結果を満たす条件のルールを検索する．条件を満たすルールがあれば，そのルール生成時の知識をデータ (う) に関連付け，ユーザにレコメンドする．たとえば，(い) のレコメンドルールの

条件が (う) の分析結果を満たすならば，(い) の知識をユーザにレコメンドする．

ログデータが膨大な量であれば，質の高い知識を持つと思われる熟練者が知識を付与できるデータはごく一部に限られる．しかし本提案方法をデータ全体に適用することで，熟練者知識を展開して膨大な量のデータに関連付けし，熟練者が直接分析結果を確認して知識を付与していないデータに対しても，知識をレコメンドすることが可能となる．

4. 評価実験

4.1 ビル省エネルギー管理事業へ適用した検証実験

Knowledge Recommender を，(株) 日立ビルシステムが運営する既存のビルエネルギー管理サービスに適用し，提案手法の検証を目的とした実験を行った．

エネルギー管理サービス「ネット・エネケア-e」は，ビルの省エネ運用等を目的とした ASP である，日本国内におおむね数十棟～二百棟程度のビルを所有する顧客が対象である．電気，ガス，油といった各ビルのエネルギー使用量を毎月収集し，月ごとの使用量推移グラフや前年同期比といったデータを提示する．(株) 日立ビルシステムのコンサルタントは，この分析結果を見て各ビルの省エネ方法に関するコンサルティングを行う．ここでは 1 章に述べた背景と同様に，省エネに関する知識には質・内容ともにコンサルタントごとにはばらつきがあること，また顧客は増加が見込まれるが，質の高いコンサルティングを行えるコンサルタントの人数は限られているということが課題となっていた．

4.2 評価指標

提案方法 (1)，(2) を検証するため，次の評価指標を定義する．

評価指標 (1)：提案方法 (1) を用いた，熟練者と一般ユーザの知識の質の差

本研究では，図 4 に示す知識の構造のうち，特に「①根拠となる事実」と②③のいずれかを記載できている知識を，構造化ができていて知識であり質が高いと定義する．ユーザに一定数以上の知識を入力させ，構造化できている知識の割合から，対象ユーザの知識の質を評価する．本実

表 3 被験者の詳細

Table 3 Examinee specification.

	熟練者コンサルタント	一般コンサルタント
人数	1名	6名
従事内容	営業, 省エネコンサルティング	省エネコンサルティング研修中
経験年数	15年	0~3カ月 ※但しビル管理業務においては 数年以上の経験を有する中堅社員

験では, ユーザを, 質の高い知識を持つと思われる「熟練ユーザ」と, それ以外の「一般ユーザ」の2種類に分け, 知識を質の差を検証する. ユーザ種別はログイン時のIDで識別する. 知識の質の評価点数として以下の(1-a)と(1-b)の2種類を定義する. 本提案では特に「定量的根拠」を持つ知識を評価の対象とするが(1-b), 差分を明確にするため, 定性的か定量的かを問わなければ根拠を入力できた知識についても評価を行う(1-a).

(1-a) 定性的根拠か定量的根拠かは問わない場合

知識の質の評価点数を式(1)で定義する.

$$\begin{aligned} & \text{知識の質の評価点数 (\%)} \\ &= \frac{\text{「①根拠となる事実」を記載した知識の数 (個)}}{\text{入力した知識の数 (個)}} \times 100 \end{aligned} \quad (1)$$

(1-b) 定量的根拠に限る場合

知識の質の評価点数を式(2)で定義する.

$$\begin{aligned} & \text{知識の質の評価点数 (\%)} \\ &= \frac{\text{定量的な「①根拠となる事実」を記載した知識の数 (個)}}{\text{入力した知識の数 (個)}} \\ & \times 100 \end{aligned} \quad (2)$$

評価指標 (2) 知識の展開性能

ある知識*i*が, 全データのうちどれだけのデータに対して適用可能かを示す, 「知識*i*の適用性能」を, 式(3)で定義する.

$$\begin{aligned} & \text{知識 } i \text{ の適用性能 (\%)} \\ &= \frac{\text{知識 } i \text{ が適用可能なデータ数 (個)}}{\text{全データ数 (個)}} \times 100 \end{aligned} \quad (3)$$

入力されたすべての知識に対して式(3)を算出し, その平均値・最大値・最小値を求めることで, 知識の適用性能を評価する. また, 知識の適用性能のばらつきを評価するため, 「知識*i*の適用性能の*z*得点」を算出する. これは, 式(3)に示した適用性能の標準偏差を用いた式(4)で算出する.

$$\begin{aligned} & \text{知識 } i \text{ の適用性能の } z \text{ 得点} \\ &= \frac{(\text{知識 } i \text{ の適用性能} - \text{全知識の適用性能の平均値})}{\text{知識の適用性能の標準偏差}} \end{aligned} \quad (4)$$

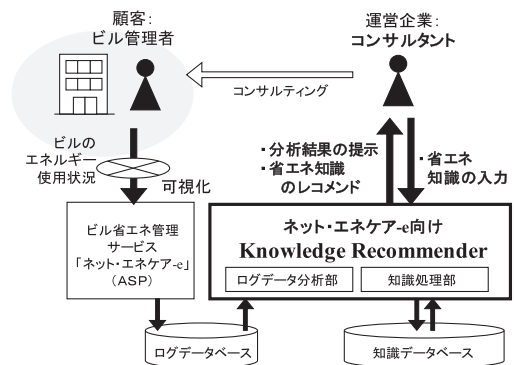


図 5 Knowledge Recommender を用いたビル省エネコンサルティングの概要

Fig. 5 Building energy management consulting using Knowledge Recommender.

4.3 実験方法

(1) 実験環境

2010年11月~12月にかけ, 実験を実施した. 被験者は省エネコンサルティングにおいて経験を持つ熟練コンサルタント1名および省エネコンサルティング経験の浅い一般コンサルタント6名の計7名である. 表3に被験者の詳細を示す. なお, 一般コンサルタントに関しては, 省エネコンサルティング業務に限った経験は浅いが, いずれもそれ以前から数年以上ビル管理の実務を担当してきた, 実務経験・実務知識を有する中堅社員である.

(2) 実験用ツールの開発

提案手法の検証のため, 実験用ツールとして「ネット・エネケア-e向け Knowledge Recommender Ver.001」を開発した. 図5に本ツールを用いたビル省エネコンサルティングの概要を示す. 顧客であるビル管理者は, 「ネット・エネケア-e」に各ビルのエネルギー使用状況を入力する. ビル管理者は, 使用状況を可視化したグラフ等を閲覧可能である. 使用状況のログは「ネット・エネケア-e」によって取得され, csv形式でログデータベースに格納される. Knowledge Recommender Ver.001は, ログの分析結果および分析結果に対応する省エネ知識を運営企業である(株)日立ビルシステムのコンサルタントに提示する. コンサルタントは, ツールから取得した省エネ知識を用いてビル管理者に, ビルをより省エネ運用するためのコンサルティングを実施する. 表4に本ツールの開発環境と動作環境を示す.

図6に「ネット・エネケア-e向け Knowledge Recommender」

表 4 開発環境および動作環境
Table 4 Development and operating environment.

開発言語	・VBA(Visual Basic For Applications)
開発環境	・Microsoft Visual Basic ・Microsoft Excel 2007
動作環境	・Microsoft Excel 2007 ・Windows XP ・上記ソフトウェアの動作が保障されるハードウェア

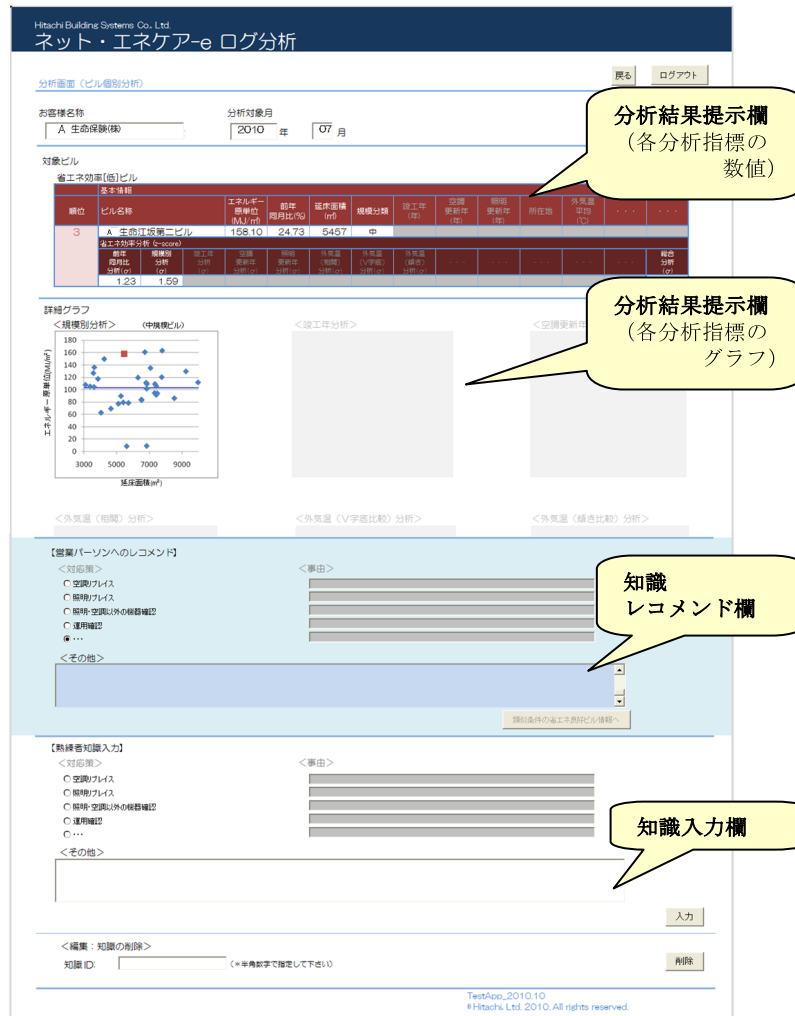


図 7 ④分析画面 (ビル個別分析)
Fig. 7 ④ Analysis page (Target building).

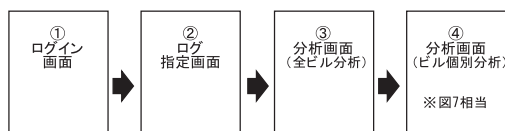


図 6 「ネット・エネケア-e 向け Knowledge Recommender Ver.001」の画面遷移

Fig. 6 Screen transition of Knowledge Recommender Ver.001 for NetEnecare-e.

mender Ver.001」の画面遷移を示す。ユーザであるコンサルタントは、まず①でログインし、②で分析対象となるネット・エネケア-e のログを指定する。本システムは指定されたログを分析し、③でログに含まれる全ビルの分析結

果のリストを提示する。ユーザはリストから、特に詳細を確認したいビルを選択する。④で、ユーザが選択したビルの個別の詳細分析結果を提示する。

図 7 に④分析画面 (ビル個別分析) を示す。分析画面 (ビル個別分析) では、ユーザが選択したビルの分析結果詳細およびグラフを提示する。分析指標は、本実験では「エネルギー原単位規模別分析値 (σ)」と、「エネルギー原単位前年同月比 (%)」を提示した。「省エネ知識のレコメンド」エリアには、この分析結果に対応する省エネ知識をレコメンドする。「熟練者知識入力」エリアには、熟練コンサルタントが提示された分析結果に対応する省エネ知識を入力する。

表 5 実験対象データ

Table 5 Object data specification.

顧客名称	A 株式会社
ビル数	56 棟
ビル所在地	日本国内 (北海道～沖縄)
ビル用途	オフィスビル (※うち 3 棟は保養施設)
データ取得期間	2008 年 4 月～2010 年 8 月の 28 カ月間 (※うち 3 棟は 16 カ月間)
合計データ数 (ビル数×取得月数)	1532 データ

表 6 熟練コンサルタントが入力した知識の一例

Table 6 Example of knowledge inputted by expert consultant.

分析対象		入力した知識		
分析月	ビル名称	① 根拠	② 状況	③ 対策
2009/04	s ビル	前年同月比が異常に低下しており、	テナントの退去等、外的要因が含まれると推測される。	そのため、ビル稼働率を加味する必要がある。

表 7 一般コンサルタントが入力した知識の一例

Table 7 Example of knowledge inputted by non-expert consultant.

分析対象		入力した知識		
分析月	ビル名称	④ 根拠	⑤ 状況	⑥ 対策
2010/04	h ビル	-	-	白熱電球の LED 化

本実験では、ネット・エネケア-e サービスの顧客である A 株式会社の直近のデータを対象データとした。表 5 に対象データ詳細を示す。

(2) 実験手順

・提案手法 (1) の検証

まず「ネット・エネケア-e 向け Knowledge Recommender Ver.001」を利用して、被験者にビルのエネルギー消費量に関する分析結果を提示した。提示するビルおよび対象月は、各被験者が知識を入力しやすいものとし、自由に選べた。続いて、提示された分析結果に対応するユーザ各人の省エネ知識を入力させた。入力形式はフリーフォーマットとし、形式・内容とも特に制限はせず、各人の自由に入力させた。この際、他のコンサルタントとの相談等は行わないものとした。

・提案手法 (2) の検証

熟練コンサルタントが入力した知識を入力データとし、A 株式会社の全 1,532 データに提案手法 (2) を適用して、適用可能な知識数を検証した。なお、本実験は知識の展開範囲の検証が目的のため、レコメンドルールのプログラム生成は手動で行っている。

5. 結果

5.1 提案方法 (1) の検証結果

被験者である熟練コンサルタントと一般コンサルタントが入力した知識に対し、評価指標 (1) を用いて評価を行った。それぞれの被験者が入力した知識の一例を表 6、表 7 に示す。

なお、知識構造にあてはめた分類は筆者が手動で行った。

被験者が入力した全知識は、付録として本論文に添付する。

評価指標 (1-a) の「知識の質の評価点数 (定性的根拠か定量的根拠かは問わない場合)」の結果および評価指標 (1-b) の「知識の質の評価点数 (定量的根拠に限る場合)」を、図 8、表 8、表 9 に示す。

評価指標 (1-a) の結果を述べる。熟練コンサルタントと一般コンサルタントの知識の質の評価点、すなわち定性的か定量的かを問わなければ根拠ある知識を入力できた割合は、それぞれ 80.0%と 39.4%となり、約 2.0 倍の開きがあった。

評価指標 (1-b) の結果を述べる。一般コンサルタントが入力した知識の質の評価点数は、(1-a) と比較すると、39.4%から 7.7%へ低下した。また、熟練コンサルタントと一般コンサルタントの定量的根拠のある知識の割合はそれぞれ 80.0%と 7.7%であり、約 10 倍の開きがあった。

5.2 提案方法 (2) の検証結果

熟練コンサルタントが入力した知識のうち、「根拠のある知識」8 個それぞれに対して評価指標 (2) を算出し、その平均値・最大値・最小値を検証した。結果を表 10 に示す。参考までに、本実験で対象とした全 1,532 データにおける展開個数も付記する。

知識の展開性能の平均値は 26%であった。これより、全データにおいて、知識を展開可能なデータの割合は、平均で 26%であったことが示された。また、平均値は 26%であったが、最大値は 82% (z 得点換算で 1.7σ)、最小値は 0.3% (z 得点換算で -0.7σ)、展開性能の標準偏差は 33%となった。これより、知識によって展開性能の差が大きく、

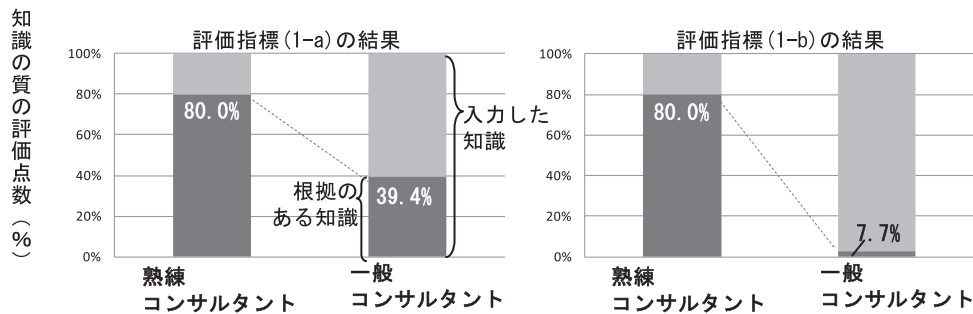


図 8 評価指標 (1-a), (1-b) による実験結果

Fig. 8 Experimental result of evaluation index (1-a) and (1-b).

表 8 評価指標 (1-a) による実験結果

Table 8 Experimental result of evaluation index (1-a).

	熟練コンサルタント	一般コンサルタント
分析結果を確認したデータ数 (件)	9	12
入力した知識数 (個)	10	33
根拠のある知識数 (個)	8	13
(1-a) 知識の質の評価点数 (%)	80.0	39.4

表 9 評価指標 (1-b) による実験結果

Table 9 Experimental result of evaluation index (1-b).

	熟練コンサルタント	一般コンサルタント
分析結果を確認したデータ数 (件)	9	12
入力した知識数 (個)	10	33
根拠のある知識数 (個)	8	1
(1-b) 知識の質の評価点数 (%)	80.0	7.7

表 10 評価指標 (2) による実験結果

Table 10 Experimental result of evaluation index (2).

	知識の展開性能 (%)	Z 得点 (σ)	展開個数 (個)
平均値	2.6	0	400.1
最大値	8.2	1.7	1261
最小値	0.3	-0.7	4
標準偏差	3.3	1	545

展開性能にはばらつきがあることが示された。なお、z 得点の平均値が 0σ 、標準偏差が 1σ であることは自明である。

5.3 レコメンドされる知識の精度

2 章でも述べたとおり知識の質を定量的に評価することは困難なため、本研究では知識の構造化能力を評価の対象とした。一方で、知識の構造化が正しく行えていたとしても、必ずしもユーザに適切な知識がレコメンドされるとは限らない。そこで、ユーザに適切な知識がレコメンドされる割合を「知識の精度」と定義し、検証を行った。

ユーザに適切な知識がレコメンドされるためには、「レコメンドルールが正しいこと」「知識の内容が正しいこと」の 2 点を満たす必要がある。レコメンドの精度を評価するには、知識の内容の正しさとルールの正しさをあわせて評価する必要があるが、本実験においては、4.3 節に述べたとおり、あらかじめ手動で正しいレコメンドルールを設定することで「知識の内容が正しい割合」が知識の精度としての評価尺度となるようにして実験を行った。そこで「知

識の内容が正しい割合」が知識の精度としての評価対象となる。この「知識の内容が正しいかどうか」の検証は、被験者と異なる見識の高い者が行うものとする。式 (5) に評価式を定義し、検証を行った。

知識の精度 (%)

$$= \frac{\text{検証者により、内容が正しいと判断された知識数 (個)}}{\text{被験者が入力した、根拠のある知識数 (個)}} \times 100 \quad (5)$$

検証者として、被験者とは異なる熟練ユーザ 1 名 (省エネコンサルティング経験 10 年以上の熟練コンサルタント) を設定し、被験者が入力した「根拠のある知識」(表 9 にその数を示した) に対して「知識の精度」を検証した。検証の結果を表 11 に示す。

検証の結果、根拠のある知識数 9 個に対し、検証者により内容が正しいと判断された知識数は 8 個となり、知識の精度は 88.9% と高い数値を示した。すなわち、「根拠のある、構造化された知識の精度は高い」ということが示された。一方で、根拠があっても「必ずしも正しいとはいえな

表 11 知識の精度の検証結果

Table 11 Evaluation of precision of recommended knowledge.

	熟練コンサルタント	一般コンサルタント	合計
根拠のある知識数 (個)	8	1	9
正しいと判断された知識数 (個)	7	1	8
知識の精度 (%)	87.5	100.0	88.9

表 12 本実験における知識入力時間の削減効果

Table 12 Time reduction effect for knowledge-input.

	被験者による 知識入力実施分	提案方法 未適用	提案方法 適用
知識が付与された データ数 (件)	9	1532	1532
付与した知識数 (個)	10	2415	2415
総入力時間 (分)	60	10264 (=171.1時間)	60
データ1件あたり 知識入力時間 (分/件)	6.7	6.7	0.07 (=3.9秒)
	※実測値	※理論値	※理論値

い」と判断された知識も1個あった。これは熟練コンサルタントが入力した「夏季のエネルギー原単位が他の季節に比べ高位であるため(根拠)、外気冷房の導入など冷房負荷の低減が必要である(対策)」という知識である。検証者は「外気も高温の場合は外気冷房の導入が冷房負荷を下げるとは限らないため、必ずしも正しいとはいえない」と判断した。この判断は、熟練ユーザ同士であっても見解が分かれる「知識のコンフリクト」であると見なすことができる。なお、本実験では、明らかに誤っていると判断された知識や、悪意のもと入力されたと思われる知識はなかった。

5.4 知識入力時間の削減効果

参考値として、本実験における知識入力時間の削減効果を表12に示す。展開性能に効果があることで、一般に、知識入力時間は削減できる。本実験においては、熟練コンサルタントがログデータの分析結果を確認のうえで10個の知識を入力するのに60分を要した。同様に、A株式会社全データに対して知識を入力すると、1件あたりの入力時間が同じ6.7分/個であるならば、総入力時間は約171.1時間を要することになる(提案方法未適用時)。本システムが想定するデータの場合、データの母数自体が膨大となるため、その中から類似データを見つけ出し同じ知識をコピーペーストするといった操作を用いて知識入力時間を短縮することも、実用上は困難である。しかし提案方法を適用すると、同様の知識を付与する場合のデータ1件あたりの知識入力時間は3.9秒/個となり、約103分の1に短縮可能と考えられる。なお、表12による提案方法時の数値は理論値である。実用時には、たとえば誤った知識の除去にかかる時間等、ルーチン以外の操作プロセスにかかる時間もあることが想定される。

6. 考察

まず、5.1節に述べた提案方法(1)の検証結果について

考察する。提案方法(1)を適用しない場合はユーザ間の知識の質を定量的に評価することができなかったが、本提案によって、ユーザ間の知識の質の差を明示的に示すことが可能となった。(1-a)の結果から、根拠のある知識を入力する能力に、熟練コンサルタントと一般コンサルタントには大きな差があるといえる。実際に被験者が入力した知識を閲覧すると、熟練コンサルタントは、たとえば「前年同月比が非常に大きくなっている、テナントが～」という記述で根拠を示して知識を入力していることが多かった。これに対し、一般コンサルタントは根拠となるべき事象を述べられていない例が多かった。たとえば根拠となる事象を記述せず唐突に「LED照明に交換するべき」のように知識を入力するため、提示されたデータに対する関連性を示せていないものが多かった。定量的な根拠に限定した(1-b)では一般コンサルタントの知識の質評価点数は(1-a)よりも大きく低下した。この結果から、定量的な根拠に基づいて知識を入力するためには、さらに熟練が必要であると思われる。熟練コンサルタントは、「前年同月比が～」のように、定量的に定義可能な分析結果の数値を確認して根拠としていることが多いのに対し、一般コンサルタントは、根拠を入力した際でも、提示された分析結果の数値を根拠とはせず、被験者がもともと漠然と持っていた定性的な知識、たとえば分析ツール以外の資料等から得た定性的な情報を根拠としてしまっているものが多かった。今回の実験ではフリーフォーマットで被験者に知識を入力させたが、こういった状況から、たとえ「根拠入力欄」と「類推状況・対応入力欄」に分けたフォーマットで入力させたとしても、一般コンサルタントには定量的な根拠のある知識を入力することは難しかったと考えられる。

次に5.2節に述べた提案方法(2)の検証結果について考察する。熟練コンサルタントが入力した知識の展開性能[平均値]は26%となり、ある知識を全データのうち平均約26%のデータに対してもレコメンド可能であることが分

かった。これより、熟練コンサルタントが実際に分析結果を確認し知識を付与できるデータの数は限られるが、分析結果を確認しきれない他の膨大な数のデータに対しても関連する知識をレコメンド適用可能であるという見通しを得た。一方、熟練コンサルタントが分析結果を確認していない大量のデータの中にも、新たな知識が含まれる可能性がある。この新たな知識に相当するデータをいかに抽出するかは今後の課題となる。また知識によって展開性能にばらつきが大きいことが示された。なお、展開性能は必ずしも大きいほど良いとは限らない。たとえば、展開性能が大きい知識はどのデータにもあてはまる重要性の低い知識であり、また小さい知識であれば展開できたデータに対してピンポイントな良い知識であるということも考えられるためである。展開性能と知識の重要性の関連についても今後の検証課題である。

5.3 節に述べたレコメンドされる知識の質について考察する。本結果から、レコメンドされる知識において構造化が行われていたとしても、知識の内容自体が誤っている場合もあると考えられる。本システムは企業内での知識共有を目的としておりユーザの匿名性は低いため、コンシューマ向けシステムのように悪意のある知識入力の問題となる [9], [10] ことは少ないと思われる。しかし本結果で見られたように、熟練ユーザ同士でも見解が異なるケース等の「知識のコンフリクト」が問題となることが考えられる。また当然、悪意なく誤った知識を入力してしまうケースもありうる。そういったケースへの対応としては、たとえば、知識をレコメンドされたユーザらが、「役立った/役立たなかった」等の簡単なフィードバックを返すことで誤った知識を省き、知識の質を向上させることが考えられる。

今後の運用においては、入力される知識が増大するにつれ、あるデータに対し「レコメンドされる知識の量が多くなりすぎる、あたりまえの知識でもレコメンドされてしまう」という現象が起きることも懸念される。そこで、最適レコメンド数や範囲等も今後の検討課題となる。一方で、「入力者にとってはあたりまえの知識でも、レコメンドされる側にとってはあたりまえではない」と思われる例もあった。あたりまえの知識を多くのユーザが漏れなく共有するということが、事業活用を目的とした知識共有システムにおける 1 つの成果となると考えられる。

本実験により、熟練コンサルタントの知識を一般コンサルタントにレコメンドすることで、一般コンサルタントでも顧客に質の高い知識を提供するために有用である見通しを得た。また、熟練コンサルタント同士の知識のレコメンドでも、お互いの知識の抜け漏れを防ぐために有効と思われる。さらに、本提案手法による情報の共有は、一般コンサルタントに向けたマニュアル用途としてだけでなく、教育用途にも有効と思われる。熟練コンサルタントが入力した根拠に基づいた知識をレコメンドされることで、一般コ

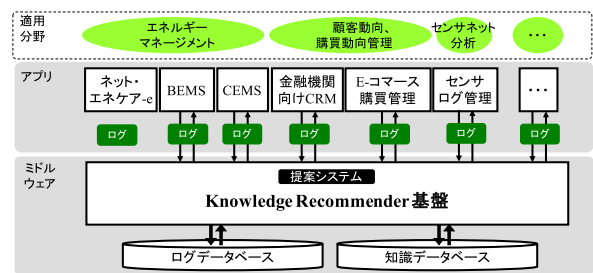


図 9 Knowledge Recommender のミドルウェア化と適用事業例
 Fig. 9 Knowledge Recommender as a middleware and service application examples.

ンサルタントは知識創出に至るプロセスを学び、一般コンサルタント自身が質の高い知識入力を行う熟練コンサルタントになるための成長を促す。

7. おわりに

7.1 結論

本論文では、知識共有型レコメンドシステム「Knowledge Recommender」を提案した。本システムでは定量的分析結果と入力された知識を関連付けしレコメンドするルールを生成する。本システムを既存のビル省エネ管理 ASP に適用し 1,532 データを対象に検証の実験を行ったところ、熟練者と一般ユーザの知識の質には、本研究による提案指標において約 10 倍の開きがあることが分かった。また、あるデータに対して入力された知識は、平均で全データの約 26% に展開してレコメンド可能という結果を得た。これにより、本システムが膨大な量のデータに対応する知識の共有に有用であるという見通しを得た。

7.2 今後の課題

本論文では Knowledge Recommender の提案および検証を行った。さらに質の高い知識共有を有効に活用する Knowledge Recommender の発展に向け、以下の課題を持つ。まず、表 1 の 1-ii に課題として述べた質の高い知識の自動抽出がある。また、本論文に述べた実験により、レコメンドルール自動生成方法の高精度化や新たな知識を創出するログデータの抽出が課題となることが想定できた。

さらに、多様な業種・サービスへの適用へむけ Knowledge Recommender のミドルウェア化が課題となる。図 9 に Knowledge Recommender のミドルウェア化と適用事業例を示す。

また、レコメンドされた知識に対し、評価や追記といったフィードバックを行うことで、さらに質の高い知識へ改善する方法も検討課題である。

以上により、Knowledge Recommender のさらなる発展と効果的な実用を目指す。

参考文献

- [1] Armbrust, M., Fox, A., Griffith, R., Joseph, A.D., Katz, R., Konwinski, A., Lee, G., Patterson, D., Rabkin, A., Stoica, I. and Zaharia, M.: A View of Cloud Computing, *Comm. ACM*, CACM Homepage archive, Vol.53, Issue 4, pp.50–58 (2010).
- [2] Sneed, H.M.: Integrating legacy software into a service oriented architecture, *Software Maintenance and Reengineering, Proc. 10th European Conference on CSMR 2006*, pp.11–14 (2006).
- [3] Kahn, J.M., Katz, R.H. and Pister, K.S.J.: Next century challenges: mobile networking for Smart Dust, *Proc. 5th annual ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking (Mobi-Com'99)*, pp.271–278 (1999).
- [4] 南 正輝, 猿渡 俊: アプリケーション指向センサネットワーク, 計測と制御, Vol.48, No.7, pp.1–6 (2009).
- [5] Gantz, J. and Reinsel, D.: Digital Universe Decade – Are You Ready?, *IDC White Paper – Sponsored by EMC* (2010), available from <http://idcdocserv.com/925>.
- [6] Yahoo! Inc.: Yahoo! Answers, available from <http://answers.yahoo.com/> (accessed 2011-02-16).
- [7] Wikipedia Foundation, Inc.: Wikipedia, available from <http://en.wikipedia.org/> (accessed 2011-02-16).
- [8] Amazon.com Inc.: Amazon Mechanical Turk, available from <https://www.mturk.com/> (accessed 2011-02-16).
- [9] Kittur, A., Chi, E.H. and Suh, B.: Crowdsourcing User Studies With Mechanical Turk, *CHI '08, Proc. 26th Annual SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.453–456 (2008).
- [10] Sorokin, A. and Forsyth, D.: Utility Data Annotation with Amazon Mechanical Turk, *CVPRW '08, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp.1–8 (2008).
- [11] 高橋達法, 山本 桂, 山田耕嗣, 大矢晶彦: 改正省エネ法に対応したエネルギー管理サービス「ネット・エネケア-e」, 日立評論 2010 年 3 月号, pp.26–29 (2010).
- [12] Nonaka, I.: Knowledge Creating Company, *Harvard Business Review* (Nov.-Dec. 1991).
- [13] 中山康子, 梅木秀雄, 水原 徹: 価値創造活動を支援する知識継承・活用コンサルティングサービス, 東芝レビュー, Vol.61, No.12, pp.27–30 (2006).
- [14] 内平直志: 製造業のサービスの特徴と知識処理技術の役割, 東芝レビュー, Vol.61, No.12, pp.2–7 (2006).
- [15] 國藤 進: ナレッジマネジメント: 6. ナレッジマネジメントによる知の共鳴, 情報処理, Vol.47, No.9, pp.1021–1027 (2006).
- [16] 栗栖宏充, 小坂満隆: サービスエンジニアリングへのシステム工学とナレッジマネジメントの融合アプローチ, 電気学会論文誌 C, Vol.128, No.4, pp.532–539 (2008).
- [17] Cisco Systems, Inc.: Cisco Quad, available from <http://www.cisco.com/en/US/products/ps10668/index.html> (accessed 2011-02-23).
- [18] 日経産業新聞: ネットのチカラ 社員全員をカリスマに迅速な情報共有 指示待ちから脱皮, 日経産業新聞 2011 年 2 月 15 日 1 面 (2011).
- [19] 東芝ソリューション株式会社: 新日本空調に『現場の見える化』システムを納入, 東芝ソリューション株式会社 ニュースリリース, 入手先 <http://www.toshiba-sol.co.jp/news/detail/100201.htm> (参照 2011-02-16).
- [20] 清田陽司, 黒橋禎夫, 木戸冬子: 大規模テキスト知識ベースに基づく自動質問応答: ダイアログナビ, 自然言語処理, Vol.10, No.4, pp.145–176 (2003).
- [21] Stahl, G.: A model of collaborative knowledge-building, *Proc. ICLS 2000*, pp.70–77 (2000).
- [22] Broder, A., Fontoura, M., Gabrilovich, E., Joshi, A., Josifovski, V. and Zhang, T.: Robust classification of rare queries using web knowledge, *SIGIR '07, Proc. 30th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp.231–238 (2007).
- [23] Adamic, L.A., Zhang, J., Bakshy, E. and Ackerman, M.S.: Knowledge sharing and yahoo answers: Everyone knows something, *WWW '08, Proc. 17th International Conference on World Wide Web*, pp.665–674 (2007).
- [24] Kittur, A., Suh, B., Pendleton, B.A. and Chi, E.H.: He Says, She Says: Conflict and Coordination in Wikipedia, *CHI '07, Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.453–462 (2007).
- [25] 小柴 等, 加藤直孝, 國藤 進: グループ意思決定支援のためのコミュニケーション支援機能の提案, 情報処理学会論文誌, Vol.49, No.1, pp.96–104 (2008).
- [26] Leshed, G., Haber, E.M., Matthews, T. and Lau, T.: CoScripter: Automating & Sharing How-To Knowledge in the Enterprise, *CHI '08, Proc. 26th Annual SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.1719–1728 (2008).
- [27] Schaffert, S.: IkeWiki: A Semantic Wiki for Collaborative Knowledge Management, *WETICE '06, 15th IEEE International Workshops on Enabling Technologies: Infrastructure for Collaborative Enterprises*, pp.388–396 (2006).
- [28] Guyatt, G.H., Oxman, A.D., Vist, G.E., Kunz, R., Falck-Ytter, Y., Alonso-Coello, P., Schünemann, H.J. and for the GRADE Working Group: GRADE: An emerging consensus on rating quality of evidence and strength of recommendations, *British Medical Journal*, Vol.336, pp.924–927 (2008).
- [29] 小宮山宏: 知の構造化と社会技術 第 1 回社会技術フォーラム「安寧な社会の実現に向けて」—科学技術が出来ること, すべきこと, 社会技術研究論文集, Vol.3, iv-xiii (2005).
- [30] Sanin, C. and Szczerbicki, E.: Using XML for Implementing Set of Experience Knowledge Structure, *Proc. Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems (1)*, Vol.3681, pp.946–952 (2005).

付 録

A.1 被験者が入力した知識

被験者が入力した知識の一部を付録として添付する。白い行は質が高いと評価された知識, 網掛け行は質が高いとはいえない(根拠がない, もしくは内容が必ずしも正しいとはいえない)と評価された知識である。

<被験者：熟練コンサルタント>

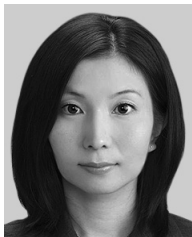
分析対象		入力した知識		
分析月	ビル名称	⑦ 根拠	⑧ 状況	⑨ 対策
2009/04	hビル	中間期においても、エネルギー原単位が圧倒的に高い。	サーバー室等の用途に使用している可能性あり。	-
2010/07	kビル	夏季のエネルギー原単位が他の季節に比べ高位である。	-	外気冷房の導入など、冷房負荷の低減が必要である。
2010/05	cビル	中間期におけるエネルギー原単位が他のビルに比べ高い。	-	運用改善による省エネの余地があるものと考える。
2009/04	sビル	前年同月比が異常に低下しており、	テナントの退去等、外的要因が含まれると推測される。	そのため、ビル稼働率を加味する必要がある。
2010/07	sビル	前年同月比が非常に高くなっている。	テナントの入居や入れ替えなど	テナントの入居や入れ替えなど、外的要因を分析する必要がある。

※その他、全10件。

<被験者：一般コンサルタント>

分析対象		入力した知識		
分析月	ビル名称	⑩ 根拠	⑪ 状況	⑫ 対策
2010/07	kビル	-	-	空調機器運転時間の間欠化
2010/07	gビル	-	-	省エネまたはLED照明への交換
2010/07	gビル	-	-	室内の温度管理の徹底
2010/07	gビル	-	-	窓への遮熱フィルム貼り付け(エリアが小さい分、外部からの熱負荷に影響されるのでは?)
2010/01	pビル	冬季におけるエネルギー使用が前年同月比(**月~**月) **%と連続して増加しています。	暖房設備・照明?等で使用量が増加	原因をお調べ下さい

※その他、全33件。



鳥羽 美奈子 (正会員)

2000年東京理科大学理工学部卒業、2002年東京大学大学院学際情報修士課程修了、2006年同博士課程単位取得退学。2004年より仏Ecole Centrale Paris 応用数学専攻博士課程留学。2006年より(株)日立製作所中央

研究所、2011年より同横浜研究所。各種実世界ログ分析、データマイニング、その応用システムの研究に従事。



田代 大輔

2005年東京大学大学院情報理工学系研究科博士課程修了。同年より(株)日立製作所中央研究所。実世界モニタリング、ログ分析の研究に従事。電子情報通信学会会員。



森 靖英 (正会員)

1989年京都大学理学部卒業。1991年東京大学大学院理学系研究科修士課程物理学専攻修了。同年(株)日立製作所入社。同基礎研究所、中央研究所を経て、2011年より同横浜研究所。パターン認識、データマイニングの各種

応用研究に従事。電子情報通信学会、人工知能学会、日本神経回路学会等各会員。