

# 文脈空間を用いた知識ナビゲーション

松田健希, 大澤幸生, 谷内田正彦

大阪大学基礎工学部システム工学科  
〒560 豊中市待兼山町 1-3

**和文概要** 知識ベースシステムは大きいだけでなく、ユーザが知りたい情報を素早く、的確に提供してこそ価値がある。そこで、ユーザの意図に応じて、重要な知識に注意を絞る手法として、推論に用いる知識を適切に注視する知識ナビゲーションを提案する。

本手法では、ユーザにとって重要な項目のうち深く関連し合うものを近くに配置した文脈空間から、別に用意された知識ベースに射影する。ここでは、この手法を仮説推論によってユーザの最適なプランを得るための知識ベースに適用する。パイパーテキスト上での連想網が知識上でのユーザの興味の流れ支援を目的としていたのに対し、ここでは論理的な基盤性を有する知識処理に文脈への柔軟な適応性を持たせることをねらう。

## Knowledge Navigation by Context Space

Kenki MTSUDA, Yukio OHSAWA, Masahiko YACHIDA

Depr. Systems Engineering, Faculty of Engineering Science, Osaka Univ.  
1-3 Machikaneyama-chyo, Toyonaka, Osaka, 560 Japan

**Abstract:** A knowledge-base system should serve the user with satisfactory information quickly, besides its rich content. For the purpose of focusing attention to the noteworthy portion of a large-sized knowledge, we propose here a new knowledge navigation method.

The preseted method project the topology of relational network, which is obtained directly from the user's arrangement of terms in a context space, on to the knowledge-base network. We apply this focusing to knowledge-base for hypothetical reasoning, which obtains the optimal plan for achieving the user's goal. Thus a flexible adaptability to context is achieved for logic-based knowledge processing.

## 1.はじめに

人間の知識の膨大さを反映し、大規模知識ベースは今後飛躍的に普及するであろう。しかし、知識ベースはただ大きいだけでなく、利用者が知りたい情報を素早く、的確に提供してこそ価値がある。ユーザの問い合わせの度に大規模な知識ベース全体を使って推論していると、関係のない推論にまで時間をかけたあげく、的外れな回答をすることもある。

そこで、知識ベースシステムのユーザの意図に応じて、重要な知識に注意を絞る必要がある。しかし、利用者自身も明示できない意図や注意の範囲を、知識の絞り込みに用いるのは容易ではない。この注意から知識ベースへの射影の実現と、それによる推論機能の向上が本研究の目的である。知識ナビゲーションとは、推論に用いる知識を適切にガイドしていくという意味である。

本研究では、利用者にとって重要な項目のうちでも深く関連し合うものを近くに配置した文脈空間から、別に用意された知識ベースに射影する方法を考案した。

ここで扱うのは、仮説推論によってユーザのとるべき行動を出力する知識ベースである。演繹データベースの分野でも、解の得られる範囲で最も浅い知識に限定する方法[Kifer 86]などもあるが、文脈への適応性は実現されていない。

文脈を反映して知識ベース上での注視を行うという点では、むしろパイパーテキスト上での連想網を張る方法の方が本研究と関連が深い。中でも、オーサが文脈をあらかじめ想定せずにユーザインタフェースに文脈の設定を求める考え方は、文脈への適応性が柔軟となる有効なアプローチである。例えば、[蜂谷 95]においては多くのインデックスを経て結ばれる項と項の関連の強さを文脈情報とし、ユーザが見るべき項をナビゲートしている。しかし、その経路をふりかえれば各項の近傍への注視を行っていることになり、項間の関連性を直接ユーザからの情報に求めるわれわれの考え方とは異なっている。これは、知識上でのユーザの興味の流れ支援するという目的と、文脈をゴール達成の制約に用いるわれわれの立場の差から来ていると思われる。

即ち、ユーザからの情報を用いることにより、論理的な基盤性を有する知識処理に文脈への柔軟な適応性を持たせるのが本研究の目的である。

## 2.知識ナビゲーション

### 2.1. 知識ナビゲーションの概要

文脈空間による知識ナビゲーションの操作手順の概要は以下の通りである。

ステップ1 文脈空間と名付けた、画面上の円形の枠内でユーザが並べた項の配置を、項の**関連性ネットワーク**に変換する。

ステップ2 関連性ネットワークにおいて隣接している項を、別に用意した知識ベース（推論ネットワークの形をとる）において取り出し、その間のパスを発火させる。ここで発火させたすべてのリンクと、その上のアトムを**注視知識**と呼ぶ。

ステップ3 注視知識の上で仮説推論を行い、問い合わせの要件を満たす解を得る。

高速性を高める為、仮説推論ツールとしてはネットワーク化バブル伝播(NBP)法[大澤 94]を用いる。後述する様に、NBP法が対象とするコストに基づく仮説推論では、コスト値の操作によって項自体の注視の強さをその中で表現することが可能となる。このコスト操作と上記の手続きで得られる関連性の双方から知識の特定の部分を注視するのが本手法の特色である。

### 2.2. 文脈空間から関連性ネットワークの生成

**文脈空間**とは、利用者にとって重要な項目のうちに深く関連し合うものを近くに配置したものである。これは、ユーザにとって関係の深い項同士が近くに配置されるという、後述の実験で得られた法則性を根拠としている。画面上での項の並べ換えによる配置は発想支援の分野において有為な成果をあげている[杉本 93]。以下、この文脈空間を用いた関連性ネットワークの生成について述べる。

まず、文脈空間をX-windowsで作成する。

その上で、ある文脈に沿ってユーザが並べた項の配置から各項間の距離を計算する。

文脈空間における項とは、文脈に強く関係する言葉の候補である。X-windows 上の文脈空間には、半球状の形をしている距離空間が存在し、その上に項を並べるといった単純な操作だけで文脈を把握しようというのがわれわれのもくろみである。半球状の距離空間を導入する理由は、文脈空間の縁の方ほど各項間の意味的な距離が見かけより長く、この距離がユーザにとっての関連性の強さに当たるといった仮定からである。この仮定は、次の予備実験に基づいている。

### 文脈空間に関する予備実験

被験者に、一行 50 字、7 行程度の文章を読んでもらう。次に、図 1 の様な文脈空間と類似の紙面に、項（文中から抜き出した単語）を記した紙片を並べてもらう。

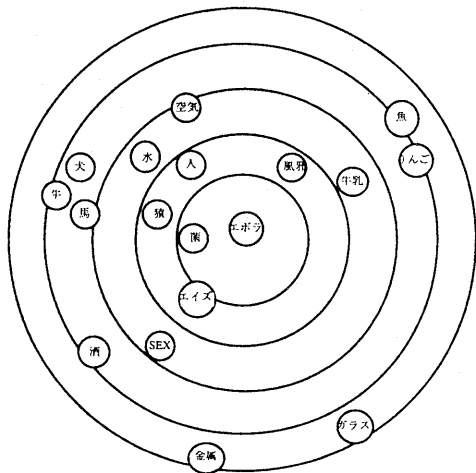


図 1 予備実験に用いた紙面と、項を記した紙片

結果：以下の知見が得られた。

1. 学生 10 名からなる被験者によれば、最初に置いた紙片の項はどの被験者の場合も最も印象の強い単語であり、それは文章の主役に当たる内容であった。

2. どの被験者も、新しい紙片を置く際に、既に並んでいる項のうち、新しい項と関係の深そうな項に近接して並べた。
3. 文脈空間の縁付近の項は最後に並べた。

これらの結果に符合させるため、文脈空間上での項の重要度と距離を次の様に定義する。

**項 A と項 B の距離  $d(A, B)$  :** 図 2 の様に平面の文脈空間 C における A, B の位置を、C を大円とする半球に射影した点  $w(A)$ ,  $w(B)$  の間の 3 次元ユークリッド空間での距離。

**項 X の重要度  $g(I, X)$  :** 始めに置いた項 I と X の距離  $d(I, X)$  の逆数。

この二つの指標を計算して、 $d(X, Y)$  があるしきい値  $\theta_1$  を超えるリンク X-Y を連結した**関連性のネットワーク**を作成する。又、 $g(I, X)$  が別のある域値  $\theta_2$  を超える項 X を注視項とよぶ。

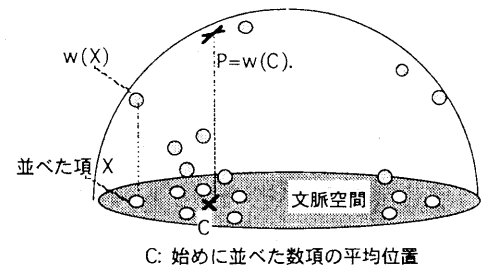


図 2. 文脈空間から半球への射影

### 2.3 注視知識の抽出

関連性のネットワーク上とは別に、知識ネットワークが始めから用意されているものとする。この知識ネットワークは、次の情報を含む。

- $\Sigma$  : 背景知識 常に真であることが分かっている知識。各項の表わす事象間の因果関係に相当し、ホーン節の集合として記述される。
- R : 関連性知識 ホーン節では表現できない、項間の関係を表わすリンクの集合。

R は、今回の実装範囲では Train-Hikari, Train-Kodama などの包含関係のみに限って表わしている。これらは特定の文脈に依存

しない関連性を意味する。

これらの知識を図 3 の様な知識ネットワークとして表わし、以下の操作によって注視知識を抽出する。

1. 注視項を文字列として含む仮説アトムの重みを 0 とする。
2. 関連性のネットワークの中で連結された項 X, Y をそれぞれ含むアトム U, V を連結する、知識ネットワーク中のリンクを全て発火させ、これらのリンクとその上の項を注視知識と呼ぶ。

論理的なホーン節集合で書ける背景知識

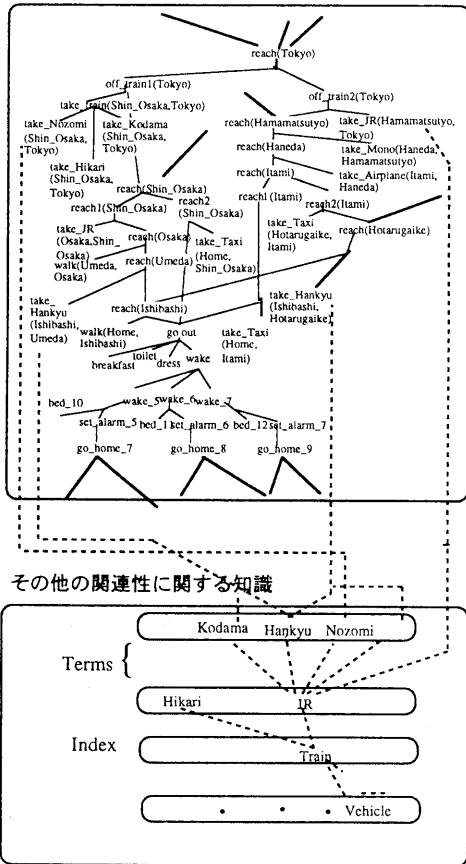


図 3 知識ネットワークの例

1 については次節で述べる。手順 2 はユーザの置かれた特定の文脈において関連の深いアトムを結び付ける知識への関心の強さを、文脈空間でユーザ自信が指定したと見なしたものである。知識ネットワーク上でアトム X とアトム Y を連結するのは次の様に手

順に従っている。

1. X から知識ネットワークのリンクを上向きに辿った全てのパスを網羅し、次に X から下向きに辿ったパスをこれに加えてそれらの上のアトムの集合を  $F(X)$  とする。
2. Y についても 1 の操作を行い、 $F(X) \cap F(Y)$  に含まれる任意のアトム Z について、Z が X より知識ネットワークで下にある場合は  $F(X)$  を上向きに、上にあれば下向きに X まで辿ったパスを  $G(X)$  とする。 $G(X) \cup G(Y)$  を注視知識とする。

厳密には、これで X と Y の間の全てのリンクを網羅することはできないことも有り得るが、その様な場合も多項式時間で終了する別のアルゴリズムによって網羅できる(連結成分への分離による[高橋 81])。

### 3 仮説推論

アブダクション(発想的推論)の一種である Poole の論理に基づく仮説推論[大澤 94]は、理論的な基盤性と診断や設計などへの実用性の両面で、知識処理の重要な枠組みである。この仮説推論における知識には、背景知識( $\Sigma$ )以外に、真であるかどうかは自明ではない defeasible な仮説知識 H を含んでいる。

ある事象(ゴール G)を説明、あるいは達成したいが、 $\Sigma$  からだけではこれができないとき、 $\Sigma$  と合わせて G の証明を可能とする H の無矛盾な部分集合(h)を見出すのが仮説推論である。

われわれの知識ナビゲーションでは、注視知識を用いて仮説推論を行う。この場合は、注視知識のネットワークの中で最も上に位置するアトムをゴール、最も下のアトムを仮説として自動的に問題の作成を行う。その結果は、ユーザの知りたい深さと範囲の仮説の中から達成したいゴールを得る解となることが期待できよう。

コストに基づく仮説推論は、仮説推論の中でも、各要素仮説に数値的重みが与え、含まれる要素仮説の重みの和(コスト)が最小の解仮説を求めるものである。即ち、仮説  $\eta$  に

与えた重みを  $\text{weight}(\eta)$  と表わすと、

$$\text{cost} = \sum \eta_{i \in h} \text{weight}(\eta)$$

と定義したコスト  $\text{cost}$  が最小な仮説推論の解仮説  $h$  を求める。これは事後確率最大の仮説に当たる [Charniak 90]。前節の手順 1 において、重みとは、コストに基づく仮説推論における仮説の重みを同一である。従って、上の手順 1 では注視項を含むアトムの確率を 1 に近づけることによって解仮説として選択される可能性を高めていることになる。

われわれは、仮説推論ツールとして、コストに基づく仮説推論の高速解法であるネットワーク化バブル伝播法を用いる。

## 4. 実装中のシステム

### 4.1 旅行計画の問題

ここでは、知識ナビゲーションの実装例を示す。例として用いた知識ベースは、大阪の石橋から東京までの交通手段とそのアクセス方法を盛り込んだものである (図 3)。このシステムは、現在 WS の X-windows 上でインプリメントされている。

まずシステムは、ユーザに対して、図 4 のような空間を提示する。図 4 の左側にある同心円の空間が、文脈空間である。この同心円の外側に、項が呈示されている。ユーザは、この項を文脈空間中に配置する。

次に、「abductionresult」window をクリックすると、文脈空間における項の距離を計算、注視知識の抽出、仮説推論を行い、その結果を左側のスペースに出力する。

「show network」window をクリックすると、知識ベース中の注視知識をネットワークの形で見ることで、二つの「Show nbp」window をクリックすると、仮説推論の様子を見ることができる。

### 4.2 実験と評価

本節では、知識ネットワークの注視例をあげ、評価を行う。

文脈空間で Tokyo-Train-Ishibashi の様に近接する項配置を行った場合、石橋から電車で東京へ行く最短のコースを得ることができた (図 4)。又、Tokyo-Airplane-Ishibashi の様な項を配置した場合は石橋

から飛行機で東京へ行く最短コースを正しく示すことができた、これらの結果は、知識ネットワークの横方向の注視において、ユーザの意図を的確に反映できたことを示している。

又、Tokyo, Noon-Train-Go Home の様に近接させた文脈空間からは、その日に何様に仕事を切り上げて家に帰るべきかを示し、家から東京までの道筋を示した。これは、「明日、正午までに東京へ電車へ行くのだが、どう行動すべきか？」という質問を受けたものを理解したことになる。

現時点で扱ったよりも大規模な知識ベースでも、注視知識はその小さな部分だけに絞ることができる。従って、今後の検討課題として、計算時間や仮説推論手法の評価よりも、解がユーザの意思をどの程度反映できているかに重きをおく予定である。

## 5. おわりに

本論文では、大規模な知識ベースから、重要な部分を絞り込み、論理的な仮説推論を用いて問い合わせに回答する手法を提案した。実際に、簡単な知識ベースにおいて実験を行い、システムの有効性を確認できた。

しかし、現状では画面上で項を並べるという操作があり、どの項を並べるとかという問題をシステム側で解決しなければならない。現在は、自然言語による問い合わせ中のキーワードの出現頻度と、キーワード間の距離から、項の関連性のネットワークを構築する手法を開発中である。これは、自然言語文の複雑な解析を一切省いた方法である故、不完全な問い合わせにも応答できることが期待できる。これまでも、自然言語において単語の隣接性を文脈情報として、語意の曖昧性を解消するという考え方はあり、隣接性と文脈のかかわりが用いられてきた [Ng 90, 奥村 95]。この考えと、文中で近接する単語が結び合った意味ネットワークが読み手の心の中で形成されるというプライミング効果 [岩波 94] から、3.1 節の心理実験からの法則性は理解しやすく、文脈空間の有効性を裏付けることができる。

◇ 参考文献 ◇

- [Charniak 90] Charniak, E. and Shimony, S.E.: Probabilistic Semantics for Cost Based Abduction, Proc. AAAI-90, pp.106-111, 1990.
- [蜂谷 95] 文脈情報を用いたハイパーテキストナビゲーションシステム JSAI 全大会, pp.605-608, 1995.
- [市川 94] 市川他: 記憶と学習, 岩波講座認知科学 5, 1994.
- [Korf 85] Korf, R.E.: Depth-first iterative deepening: An optimal admissible tree search, Artificial Intelligence, 27, pp.97-109 (1985)
- [Ng 90] Ng, H. and Mooney, R.: On the Role of Coherence in Abductive Explanation, Proc. AAAI'90 pp.337-342, 1990.
- [奥村 95] 自然言語の意味的曖昧性の解消法, 人工知能学会誌 10, pp.332-339(1995)
- [大澤 95] 大澤, 谷内田: 仮説推論システムの緩い協調による焦点形成 人工知能学会研究会資料 SIG-J-9501-KBS pp.88
- [大澤 94] 大澤, 石塚: 仮説推論における準最適解を多項式時間で計算するネットワーク化バブル伝播法, 信学論 176-D-2, pp.1817-1829, 1994.
- [杉本 93] 杉本他: 設計問題への発想支援システムの応用と発想仮定のモデル化の試み, 人工知能学会誌 8, pp.575-582(1993)
- [高橋 81] 高橋他: 雑散数学, 岩波講座情報科学 17, 1981

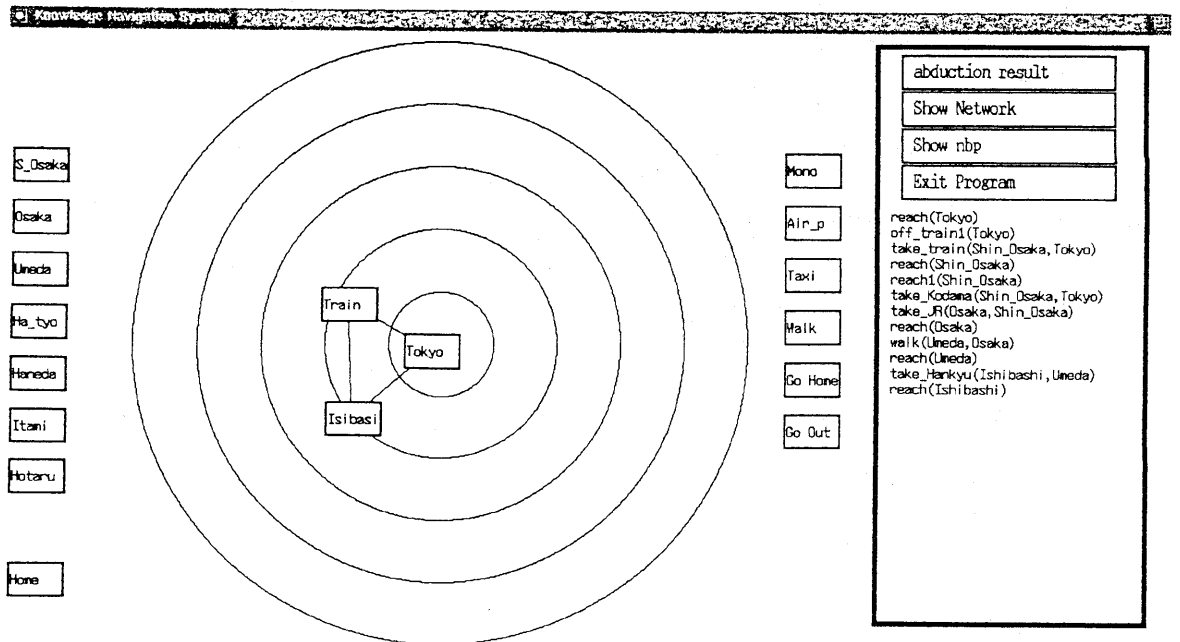


図 4 知識ナビゲーションシステムの動作例