

Toward an outsider agent for supporting a brainstorming session — an information retrieval method from a different viewpoint

Kazushi Nishimoto, Yasuyuki Sumi, & Kenji Mase

Knowledge-Based System 9 (1996) 377-384

Abstract

■ 著者らの主張

異なる概念間の対立は、しばしば新しいアイデアを創造する際に役立つ。

brainstorming セッションでの **outsider** の参加は、しばしばひらめきを促進するのに有効

■ 本研究の目的

人工の **outsider agent** の構築

- ユーザにとって明白な関係だけでなく、隠された関係を持つ情報を獲得する情報検索モデルとして、**outsider model** を提案
- 試作システムの構築
- 試作システムを用いた主観的な実験と実験結果の詳細な分析により、**outsider model** がそうした情報(隠された関係を持つ情報)を抽出できることを確認
- 複数ドメインの知識を統合する方法を提案。統合の方法は、個々に知識ドメインを用いることでは得られない新しい関係を生成すると予想される。

1. Introduction

■ 創造プロセスの 2 つの段階 (拡散的思考と収束的思考)

- 拡散的思考プロセス ; 即時に問題への関係が明確でなくとも、情報の収集が重要
- 収束的思考プロセス ; 一見すると本質的に異なる情報から何らかの未知の関係を発見できるなら、新しいアイデアが得られるはず…

■ **brainstorming**…情報収集時の拡散的思考プロセスに対する支援法

- 問題点 ; 同一の知識ドメインを持つエキスパートのチームは、しばしば一般的な固定されたアイデアの枠組みを共有し、新しい情報が枠組みを超えて予測されない。

■ 支援法の必要性と過去のアプローチ

- **Young** ; 関連データベース法の利用により得られたメタファーを提供
- **Hori** ; **AA1** という概念の明瞭化を支援するシステムを構築
- **Sumi** ら ; 統計手法に基づいてユーザの思考空間を視覚化

■ 著者らのアプローチ

- 人工の **outsider agent** の構築

→**brainstorming** セッションでの **outsider** の参加は、幅広い情報を獲得するのに有効

➤ **outsider** の特徴

- ✧ エキスパートとは異なる知識を持ち，異なる観点からトピックを熟考
- ✧ **outsider** による情報は(エキスパートの観点から)焦点が外れて無関連であり得るが，**outsider** の観点との関連性を持ち，こうした隠された関連性がエキスパートの思考を刺激

→人工の **outsider agent** は **brainstorming** セッションに参加し，エキスパートの意見を聞いて，**outsider** の観点に基づいて幾つかの情報を提供. **Fig.1** に **outsider agent** の目標を示す.

■ 目標の達成に向けて

- 人間の **outsider** のように振舞う幅広い情報の抽出法を研究. 一般の情報検索法は，主としてクエリー（検索要求）に高い関連性を持つ情報の獲得に焦点を当てるため，一般的な固定されたアイデアの枠組みを砕くことが不可能.

→幅広い情報を抽出する **outsider model** やモデルに基づいた試作システムの構築

■ 本稿の構成

セクション 2 ; **outsider model** や試作システムの構造に関する説明

セクション 3 ; **outsider model** の基本的な特徴を議論するため実験と結果の提示

セクション 4 ; 複数の知識ドメインの結合による予期される効果に関する議論と，簡単な結合法の提案

セクション 5 ; **outsider model** の情報検索の特徴と人工の **outsider agent** の利点に関する要約

2. **outsider model** と試作システム

2.1. 拡散的思考に対する効果的な刺激

- どんな情報が効果的に人間の拡散的思考を刺激できるか？

- **Fig.2** ; 思考の主題である T を人間 P に与えた時の情報空間全体の分類法

—領域 1 ; 主題 T を受け取った際，既に P はこの領域の情報を想起. 境界 a は，主題 T を与えた時の P の関連性に対する認知の限度.

—領域 2 ; 主題 T だけを与えた時，まだ P はこの領域の情報を想起していないが，この領域で数個の情報を受け取った際，P はその情報の関連性を認識可能. **outsider** の境界線 s は，P の関連性に対する主観的な認知の限度.

—領域 3 ; この領域の数個の情報は実際に主題 T に対して幾つかの関連性を持つが，数個の情報を与えても P がそれを明確に認識するのは不可能. 外側の境界線 o は関連性の客観的な限度.

—領域 4 ; この領域の数個の情報は主題 T には全く無関連

■ 著者らの予想

- 領域 2 の情報 ; Pにとって既知であるが見落としていた関連性を示すので, 直接に P の固定されたアイデアを砕くのに有効なはず…!?
- 領域 3 の情報 ; Pにとって明確に認識するのが困難な関連性を示すが実際には幾つかの関連性を持つので, 熟考により最終的にその関連性を発見し, P の固定されたアイデアを砕くのに有効なはず…!?
- 領域 4 の情報 ; 全く無関連であるため, 人間の思考に効果的に影響を及ぼすのは不可能では?
- 領域 1 の情報 ; 主題 T に関する思考の基礎であるが既に P の思考の範囲内であるため, P の固定されたアイデアの枠組みを砕かないのでは?

→結論 ; P の固定されたアイデアの枠組みは境界 **a** または境界 **s** で表され, 領域 2 と領域 3 の情報の提供は枠組みを砕く効果的な方法である. また, 領域 2 や領域 3 に含まれる情報は一見して無関連だが, 実際には幾つかの隠された関連性を持ち, 領域 4 の情報と本質的に異なる.

2.2. The outsider model

- **outsider model** ; 幾つかの隠された関連性を持つ情報を抽出する情報検索モデル. 以下の 3 つのステップに従う.

(a) 大まかな意味の把握

参加者の意見の意味を把握. このプロセスは以下の通りに実現される.

- 一連のキーワード $Go = \{g_j, g_2, \dots, g_i, \dots, g_m\}$ を意見 **O** から抽出
- **gi** は抽出されたキーワードの 1 つで, **mg** は抽出されたキーワードの数. このセットを **Go** “original meaning set” と呼ぶ. ここで, **Go** は文を形成しないが意見の大まかな意味を表現可能であると仮定.

(b) 浅い理解

outsider は他人とは異なる **outsider** 自身の知識ドメインを用いて, 他の参加者の意見の理解を試みる(=異なる知識ドメインを用いて, 本来の意味を再表現). このプロセスは以下の通りに実現される.

- 他の参加者の知識ドメインとは異なる **outsider** の知識ドメインの中に連想辞書 **D** を準備
- 連想辞書 **D** の参照により, 連想語のセットが元々の意味セット **Go** の個々のキーワードから得られる.
- 全ての連想語のセットが検討され, 連想語セットの多くに出現する語の抽出により, 再表現された意味セット **Gr** が得られる.

=元々の意味セット **Go** を, 再表現された意味セット **Gr** に翻訳

- **outsider** の知識ドメインに由来する関連性は参加者には予期されない.

(c) 関連する情報の抽出

前のステップでの理解の結果に基づいて, **outsider** は **outsider** 自身の知識から情報を検索. このプロセスは以下の通りに実現される.

- ▶ 再表現された意味セット **Gr** とテキスト・オブジェクト・データベース中の各テキスト・オブジェクトの間の関連性の程度が算出され, 高い関連性を持つ幾つかのテキスト・オブジェクトを抽出. **Fig. 3** は **outsider model** を示す.

2.3. 試作システムの構造

- ▶ **Fig. 4 ; outsider model** に基づいた試作システムのソフトウェア構造とプロセスフローを示す.

■ 試作システムの 2 つのプロセス段階 (知識構築段階と情報検索段階)

知識構築段階

- ▶ 最初に, システムが持つべき知識ドメインの一連のテキスト・オブジェクトを準備
- ▶ 各テキスト・オブジェクトは, パーサー (構文解析ツール) への入力となる. パーサーはテキスト・オブジェクトの解析後, テキスト・オブジェクトに対するテキスト・オブジェクト・ベクトルを生成
- ▶ テキスト・オブジェクト・ベクトルは連想記憶モジュールへの入力であり, 連想記憶モジュールは連想辞書Dを生成または更新
- ▶ データベース管理者は, テキスト・オブジェクト・データベースにテキスト・オブジェクト・ベクトルと共に, 各テキスト・オブジェクトを登録

→準備された一連のテキスト・オブジェクトの知識ドメインに依存するシステムの知識 (**i.e.**連想辞書とテキスト・オブジェクト・データベース) の構築

情報検索段階

- ▶ システムへの入力は参加者の意見. パーサーは意見を解析し, 意見ベクトルを生成. このベクトルは元々の意味セット **Go** に対応.
- ▶ 意見ベクトルと連想辞書Dを用いて, 連想記憶モジュールは一定のキーワード・ベクトルを想起. この想起されたベクトルは再表現された意味セット **Gr** に対応.
- ▶ データベース管理者は想起されたベクトルと, テキスト・オブジェクト・データベースに貯蔵された各テキスト・オブジェクトのベクトル間の類似度を算出. 類似度の高いテキスト・オブジェクトがシステムの出力となる.

各モジュールの詳細を以下に示す.

(a) Parser

このモジュールは形態学的に入力テキスト (**i.e.** テキスト・オブジェクトまたは意見) を解析し, テキスト中の順序に従ってキーワードとして名詞と品詞を決定できなかった語を抽出. 但し, **1** つの語がテキスト中に繰り返し出現しても, その語は **1** 度だけキーワードとして採用. その後, キーワード・ベクトル (**i.e.** テキスト・オブジェクト・ベクトルまたは意見ベクトル) を以

下の通りに生成

知識構築段階

- n が記憶されるテキスト・オブジェクトの数を示すとき、テキスト・オブジェクト A_j ($j=1\sim n$) のテキスト・オブジェクト・ベクトル K_j は以下の表記法により表示.

式(1)

m_r ; n 個のテキスト・オブジェクトから得られたキーワードの総数 (但し、 1 つのキーワードが複数のテキスト・オブジェクトに含まれても、 1 回としてカウント)

w_i ; 全キーワードセット $WT = \{w_i; 1 < i < mT\}$ の i 番目のキーワード

→ δi に対応する値 1 のキーワード w_i をテキスト・オブジェクト A_j からのキーワードの 1 つと見なす.

X_t ; ベクトル X の転位

情報検索段階

- 入力意見 O から得られた意見キーワードセット $W_o = \{q_1, q_2, q_3, \dots, q_k, \dots\}$ を用いて、意見ベクトル Q を以下の通りに生成

式(2)

このベクトルは元々の意味セット G_o に対応. テキスト・オブジェクト・ベクトルと意見ベクトル両方の中の値 1 の δi の数は、 μ (一定) 以下に制限.

(b) 連想記憶モジュール

Associatron(K. Nakano 1972)を連想記憶法に適用

知識構築段階

- n 個のテキスト・オブジェクト・ベクトルを以下の通りに記憶

式(3)

M ; 個々のキーワード間の共起関係を表す連想記憶の行列であり、連想辞書 D に対応

情報検索段階

- 連想記憶の行列 M を用いて、以下の通りに意見ベクトル Q から想起

式(4)

R ; 想起されたベクトルで再表現された意味セット G_r に対応

$\varnothing \theta$; 各要素を量子化する量子化オペレータ (i.e. 閾値 θ による行列 X の x_{ij})

言い換えると、オペレーション $X' = \varnothing \theta (X)$ は以下の方程式により定義される.

式(5)

- E_q 中の外端 θ の θ の値は、あらゆる想起に対して要素数を μ 以下に制限するため決定される。想起されたベクトル R 中のその値は 1 である。

(c) Database manager module

知識構築段階

- 各入力テキスト・オブジェクト A_j をそのテキスト・オブジェクト・ベクトル K_j と共にテキスト・オブジェクト・データベースに登録

情報検索段階

- 想起されたベクトル R と各テキスト・オブジェクト・ベクトル $K_j(j=1\sim n)$ の間の類似度 r_j を以下の通りに算出

式(6)

$X \cdot Y$; ベクトル X と Y の内部の産出物

- 既に出力として抽出されたテキスト・オブジェクトのリストを含む履歴を持つ。その参照により、システムは常に新しいテキスト・オブジェクトを参加者に提供でき、既に提示されたオブジェクトを回避可能。

3. 基本的な特徴の分析

3.1. 主観的な実験と結果

■ outsider model の基本的な特徴を確認するため主観的な実験を実施。

- 被験者; 著者らの研究室メンバー **24** 名。
→ 少なくとも計算機科学の分野で、同一ドメインのエキスパートと見なす。
- 試作システムに関する知識; 自由国民社の現代用語の基礎知識 **93** の記事から生成
 - ✧ 記憶された記事の数; **10406** 件
 - ✧ キーワード m_r の総数; **37502** 語
- 以下のアルゴリズムを持つ **3** つの実験システムを準備

(1) outsider アルゴリズム; セクション 2 で示された試作システム

(2) 直接アルゴリズム(慣習的な検索アルゴリズム); 浅い理解ステップ(連想記憶モジュール)なしの試作システム。意見キーワードセット W_o を直接テキスト・オブジェクト・データベースの検索に利用

(3) ランダムアルゴリズム; テキスト・オブジェクトをランダムにテキスト・オブジェクト・データベースから抽出

- アルゴリズム(1)により抽出されたテキスト・オブジェクトと他の **2** つのアルゴリズムの場合との比較により、**outsider model** の基本的な特徴を確認
- 意見として工学論文のイントロダクション部分を使用。この論文は、我々の機関で研究された仮想現実のテレカンファレンスについて議論する。それゆえに、全被験者は内容に極めて精通している。各アルゴリズムに対して **5** つのテキスト・オブジェクト

を抽出。入力意見と **15** 個の抽出されたテキスト・オブジェクトを、テキスト・オブジェクトを、抽出したアルゴリズムを隠して被験者に提示。

■ **2**つの主観的な実験を実施

第 **1** 実験；被験者は意見と各テキスト・オブジェクトを素早く比較するように教示され、以下の **2**つの観点から評価を実施。

(a) 関連性；入力意見と抽出されたテキスト・オブジェクトの関連性の程度[**0**: 無関連、**10**:非常に密接な関連]

(b) 意外さ；抽出されたテキスト・オブジェクトがその意見から提供されたことを予測不可能であった程度[**0**: 簡単に予測可能、**10**: 全く予測不可能]

➤ **Fig. 5**；評価結果のグラフ

第 **2** 実験；第 **1** 実験後、以下の状態を被験者に適応させ実験を実施。

“あなたは同僚と **outsider** とテレカンファレンスシステムについて議論する。同僚の一人が個人の意見として入力意見を提示すると、**outsider** が同僚の意見に関連する意見として記事を提示する。この状況を考慮すると、どの程度意見とテキスト・オブジェクトは関連するか?[**0**: 無関連、**10**: 非常に密接な関連]。もし必要なら、熟考せよ。”

➤ **Figs.6, 7, 8** と **Table1** は評価結果を示す。

Fig.6；第 **1** 実験での即時の評価後の、**3**つのアルゴリズムに対する全被験者によるテキスト・オブジェクトの評価結果の散布図

Fig.7；各軸に沿って散布図の外形を示す。同時に、直接アルゴリズムとランダムアルゴリズムの平均頻度も示す。

Fig.8；第 **2** 実験で熟考した後、**1**以上の割合で関連性の程度を増加させたテキスト・オブジェクトの数

Table1；第 **1** 実験と第 **2** 実験の間、各アルゴリズムに対する関連性の程度の全増加率。アルゴリズム α の関連性の全増加率(**TRI** $_{\alpha}$)は、以下の方程式で算出。

式(7)

Dij；第 **2** 実験(熟考)で、被験者 **i**によりテキスト・オブジェクト **j**に対して得られた関連性の程度

Rij；第 **1** 実験(即座の評価)で、被験者 **i**によりテキスト・オブジェクト **j**に対して得られた関連性の程度

3.2. Discussion

3.2.1. 評価方針

- セクション **2.1** で議論された通り、人間の拡散的思考を促進し、人間の創造性を支援するには、**Fig.2** の領域 **2** と領域 **3** の情報を抽出する必要あり
- 一般的に言えば、漠然と感じる隠された関連性を明確に認識するのは困難。それゆ

えに、その意見に対する隠された関連性を持つテキスト・オブジェクトの多くは適度に意外であると同時に適度に関連すると評価され、**Fig.5** の領域Cは **Fig.2** の領域 3 に対応。

- こうしたテキスト・オブジェクトの隠された関連性がテキスト・オブジェクトを与えた瞬間に認識されるなら、テキスト・オブジェクトは高い関連性を持つだけでなく高い意外さを持つものとして評価され、**Fig.5** の **line 1** の上方の右領域に、(関連性+意外さ)=10 として表示される。したがって、**Fig.5** の領域Bは **Fig.2** の領域 2 に対応。
- 一方、その関連性が既知であるテキスト・オブジェクトは高い関連性と低い意外さを持つと評価される。したがって、**Fig.5** の領域Aは **Fig.2** の領域 1 に対応。
- 全く無関連なテキスト・オブジェクトは低い関連性と高い意外さを持つと評価される。したがって、**Fig.5** の領域Dは **Fig.2** の領域 4 に対応。

→結論 ; **Fig. 5** の領域Bと領域Cの多くのテキスト・オブジェクトを抽出するアルゴリズムが必要

3.2.2. outsider model の基本的な特徴

■ 実験結果と評価方針に基づいて、**outsider model** の基本的な特徴を議論

(A) 適度な関連性と適度な意外さを持つ情報の獲得能力

➤ **Fig. 6** の平均値より、以下の各アルゴリズムの全体的な特徴を理解可能

(1)直接アルゴリズム ; 高い関連性と低い意外さを持つ情報を抽出

(2)ランダムアルゴリズム ; 非常に低い関連性と非常に高い意外さを持つ情報を抽出

(3)**outsider** アルゴリズム ; 適度な関連性と適度な意外さを持つ情報を抽出

- **t-test** の結果、関連性と意外さに関して、直接アルゴリズムと **outsider** アルゴリズムの間、およびランダムアルゴリズムと **outsider** アルゴリズムの間に、有意差あり
- **Fig.6(1)** の評価結果の分散は、他の 2 つのアルゴリズムの単純結合により得られるように見えるが、**Fig.7** は **outsider** アルゴリズムが適度な関連性と適度な意外さの領域(2~8)で、平均だけでなく他の 2 つのアルゴリズムの各々に対しても、より多くの情報を得たことを示す。

→適度な関連性と適度な意外さを持つ情報は、**outsider** アルゴリズムにより効果的に得られる。

(B)高い関連性と高い意外さを持つ情報の獲得能力

- 当初、ほとんどの結果は **Fig.6** で **line 1** 付近に散布すると予想された。しかしながら、セクション 3.2.1 で議論した通り、幾つかの結果は高い関連性と高い意外さの領域(i. e. **line 1** の上方の右領域)に散布すると推測された。
- **line 1** と **line b** の間の距離は $d+2\delta$ で、 d は **line 1** とすべての評価結果の間の距離の平均、 δ は標準偏差。
- **line b** の上方の右領域に関して、**Fig. 6(1)** では 8 点、**Fig. 6(2)** では 2 点、そして **Fig. 6(3)** では 1 点だけある。標準的な分散を仮定すると、データ量は 2.2%、各図で平均 2, 3 点あり、

Fig. 6(1)の2, 3倍の点があると推測された。

→少数のデータで明確な結論を下すのは困難だが、以上の結果は **outsider model** で他のアルゴリズムより高い関連性と高い意外さを得られることを示唆。

(C)隠された関連性を持つ情報の獲得能力

➤ Fig.8 で **outsider** アルゴリズムによる熟考後の関連性の増加は、ほとんどの点で他より多かった。Table1 に示されるように、**outsider** アルゴリズムは関連性の全増加率 TRI_{α} で最高の結果を示す。ランダムアルゴリズムは最大限の関連性を持つため、潜在的に最大の増加を達成可能であるが、**outsider** アルゴリズムが最大の増加を達成。

➤ 関連性の増加は隠された関連性の発見に由来

→結論；**outsider** アルゴリズムにより得られた情報が他のアルゴリズムにより得られた情報より隠された関連性を多く持つ

➤ **outsider model** の浅い理解段階では、元々の意見の異なる観点から関連性を捉える。テキスト・オブジェクトはもともと入力意見に含まれるキーワードだけでなく、連想語からも検索される。それゆえに、テキスト・オブジェクトはその意見に対して直接的な関連性だけでなく、異なる関連性も含む。こうした異なる関連性は隠された関連性で見なされる。多くの被験者にとって最初に隠された関連性を明確に認識するのは困難であるが、何人かの被験者は熟考後にそれを認識した。

➤ テキスト・オブジェクトの知識ドメインは被験者の知識ドメインと異なるため、幅広い情報が得られるのは非常に当たり前のようである。しかしながら、実験結果は直接アルゴリズムにより得られた情報が、異なる知識ドメインのテキスト・オブジェクトの使用にも関わらず多様でなかったことを示唆する。この事実は異なる知識ドメインの一連のテキスト・オブジェクトを準備するだけでは不十分であることを示唆する。一連のテキスト・オブジェクトの差異を活用するために、そのテキスト・オブジェクトの鳥瞰的な観点の情報を準備することが不可欠である。**outsider model** では、連想辞書が鳥瞰的な観点の情報という役割を果たす。

4. Discussion of multi-domain knowledge

■ 人工の **outsider agent** は人間の **outsider** より多くの利点を持つ。

➤ 人工の **outsider model** は簡単に複数の知識ドメインを持つことが可能

➤ 複数ドメインの統合により、個人的に各知識ドメインを処理することでは得られない新奇な関連性を得ることが可能

このセクションでは、簡単に上記のことを可能にする方法について言及する。

➤ 2つの知識ドメイン(i.e. **Ka** と **Kb**)を結合することから始める。**Ka** と **Kb** の一連のテキスト・オブジェクトを用いることで、セクション 2.3 で示されたのと同じ方法で個々に連想辞書 M_a と M_b を生成。ここで、 K_a と K_b の i 番目の単語が一致し、 M_a と M_b が同一とな

るように単語の順序が配列されたと仮定.

- 連想辞書 M_a と M_b の拡大は, これを行う簡単な方法. この方法で, 想起されたベクトル R が以下の方程式により算出される.

式(8)

演算子 ; 2つのベクトルの各要素の論理和

- **Fig.9**; この演算子により新しい関連性が得られる方法. この非常に簡単な例では, 知識ドメイン K_a と K_b の連想辞書 M_a と M_b を 3語 w_1, w_2, w_3 間の共起関係により構築. ここで, 各単語自体の共起以外で, M_a は w_1 と w_3 の間のみで共起関係を含み, M_b は w_1 と w_2 の間のみで共起関係を含むと仮定. すなわち, M_a と M_b では w_2 と w_3 の間に関連性なし. それゆえに, w_2, w_3 だけからなる問い合わせ(クエリー)文の場合, M_a または M_b のいずれかを個々に用いても, 決して問い合わせ文からは想起されない($M_a Q$ と $M_b Q$ の結果を参照). しかしながら, M_a と M_b の拡大により, w_1 を媒介として, w_3 と w_2 の関連性を生成. その結果, w_3 は問い合わせ文により想起される($M_a M_b Q$ の結果を参照). こうして, w_2 と w_3 の間の新しい関係が 2つの異なる知識ドメイン(i.e. K_a と K_b)の拡大により得られる. →新しい知識ドメイン(鳥瞰的な観点の情報)は異なる知識ドメイン(i.e. 異なる連想辞書)の拡大により生成される. それゆえに, 仮に単に n 個の知識を用意すれば, ...個の知識ドメインが得られる. さらに, 複数の知識ドメインの統合は上記の通り非常に簡単に達成される. たとえ個々に異なる知識ドメインを持つとしても, 現実の人間でこうした特徴を得ることは困難. これは人工の **outsider agent** の非常に重要な特徴. 近い将来, この特徴を確認する予定.

5. Conclusion

- とりわけ, **brainstorming** セッションで, 人間の拡散的思考プロセスを支援する **outsider agent** を創造する第一段階として, **outsider model** を提案し, 異なる観点から情報を取得する試作システムを構築
- 試作の情報検索システムを用いて, システムの基本的な特徴を評価するため主観的な実験を実施.

→**outsider** アルゴリズムに基づく試作システムと, 直接アルゴリズムやランダムアルゴリズムに基づく試作システムとの比較により, 以下の結果が得られた.

- (a) 適度な関連性と適度な意外さを持つ情報は, **outsider** アルゴリズムにより得られる.
 - (b) **outsider** アルゴリズムは, 高い意外さと共に高い関連性を持つ情報を抽出する可能性が高い.
 - (c) **outsider** アルゴリズムは, 隠された関連性を持つ情報を得る能力が高い. こうした情報は, ユーザからの異なる知識ドメインのデータベースを用いるだけでは得られない. 知識ドメインを有効に活用するためには, データベース中の鳥瞰的な観点の情報が必要. 試作システムでは, 連想辞書がその役割を果たす.
- 異なる知識ドメインの統合により, 新しい知識ドメインが生成される可能性を示唆. こう

した統合は、個々の知識ドメインからは得られない新しい関係を提供。

- 複数の知識ドメインを統合する簡単な方法を提案
- 人工の **outsider agent** の知識構造は、非常に簡単に伝統的な **AI** システム、とりわけエキスパートシステムと比較されるが、この特徴は人工の **outsider agent** の重要な利点を提供。
 - ◇ **outsider agent** に必要な知識ドメインや複数の知識ドメインの統合を持たせるのが非常に簡単である
 - ◇ **outsider agent** はどのドメインの **brainstorming** に対する順応性に関しても堅固である

→エキスパートシステムや構造化された知識などの複雑な思考が創造プロセスに不可欠であるという伝統的な観点に加えて、単純で浅い知識を含む無垢な思考は創造性を促進するのに重要な役割を果たす。無垢な思考が果たす役割は、子供がしばしば驚くべきアイデアを提供する方法に似ている。