

# Exploring Analogy in the Large

Forbus, K. D.

In D. Gentner, K. Holyoak, and B. N. Kokinov, Eds.,  
*Analogical Mind: Perspectives from cognitive Science*,  
pp. 23-58, Cambridge, MA: The MIT press

## 1. Introduction

過去、計算機モデルの開発が、類推(類似性)研究の原動力になった

本稿では類推のシミュレーションモデルの新たな方向性を議論

従来は、検索、マッチング、推論が個々に分離されてモデル化

類推はより大きな視点 (in the Large) から検討されるべき

類推を認知プロセスの Large scale に組み入れる方法を議論

類推は認知のコアになるプロセスの一つであり、類推のモデルをより大きなシステムに組み入れることで、様々な認知研究にインサイトを与える

## 2. SME and MAC/FAC: A Brief Review

### 2.1. SME = 構造写像理論に基づいた比較プロセスのモデル

#### 1. ベース、ターゲットを入力

ベースとターゲットはともに構造化された命題表象

= 述語/引数で構成されたシンボリックな表象

述語として、

- 単一の引数しかとらない“属性”
- entity 間を結合する“関係”
- 関係間を結合する“高次の関係”

#### 2. マッピングの計算

ベースアイテムとターゲットアイテムを整列

共通点 (correspondence)の集合を構成

#### 3. 推論候補 (candidate inferences)を計算

共通点にもとづいて、ベース中の命題をターゲットに適用

### 2.2. MAC/FAC = 類似性に基づく検索

#### 1. MAC 段階

単純なマッチャー (フィルター) によって膨大な記憶から候補を引き出す

#### 2. FAC 段階

SME を使用して、候補をより詳細に評価し、絞りこむ

### 2.3.SME と MAC/FAC の意味

シミュレーションモデルの役割は (1) インサイトを引き出すこと (2) 新たな心理学的研究を導くこと

SME と MAC/FAC はこれに適合 = 関連する知見の数々

- システム性、構造的ー貫性はアナロジーの解釈に影響 (Clement & Gentner 1991)
- 構造的ー貫性は類推における推論に影響 (Clement & Gentner 1991; Keane 1996; Spellman and Holyoak 1992; Markman 1997)
- カテゴリーー帰納に構造的ー貫性が影響 (Lassaline 1996; Wu & Gentner 1998)
- 一般的に比較は構造整列/写像が媒介 (Gentner 1989; Gentner & Markman 1995, 1997; Markman & Gentner 1993; Medin, Goldstone, and Gentner 1993)
- 検索は表層により駆動、推論は構造により駆動 (Gentner & Rattermann 1991; Markman and Gentner 1993)
- 発達の初期は、オブジェクトの対応が関係の対応よりも重視 (Gentner & Toupin 1986; Gentner 1988; Gentner & Rattermann 1991)
- 高次関係の学習は、子供に关系的写像を促進させる (Gentner & Rattermann 1991)

ただし、

限界 1 : ワーキングメモリーの制約 (=LISA では検討 Hummel & Holyoak 1997)

限界 2 : インクリメンタルな写像 (=IAM では検討 Keane 1990)

### 3. Arguments for Large-Scale Analogical Simulations

類推・類似性を個々に検討するのではなく、大きなスケールで検討するべき

従来の認知科学では孤立したプロセスを検討してきた。シミュレーションモデルは特定のプロセスをスライスとして取り出すことができるが、そのプロセスが他のシステムと相互作用している場合は弱点になる

認知において、構造整列は至るところで存在 (視覚、問題解決、学習、概念変化)

より大きなシミュレーション研究の必要性い Integration constraint

大きなスケールの現象を捉えるための準備は整いつつある

- AI システム開発方法の理解が進展。推論エンジン、自然言語処理、画像処理がより使いやすくなった。また、外部コンポーネントを結合する技術が開発されてきた。
- 計算機的能力が飛躍的に上昇。ムーアの法則によれば、2010 年まで続く見とおし
- 現実的問題を扱い得る Large-scale システムの要求が高まる。例えば、普及しつつあるコンピュータを初心者がいかにして使いこなすか

Large-scale なモデルの例 = **SOAR** が “ software pilot ” の作成に使用された

人間と共有する視覚世界を操作

音声を使って人間とコミュニケーション

アメリカの軍隊では戦術的/論理的なフライトは SOAR を使用して行われている

シミュレーションモデルの利用に関する SOAR の意味

ミリ秒単位のパフォーマンスを人間と比較するのではない

パイロットのシミュレーターを作ることをゴールに設定するのではない

秒単位でおきる論理的行動をシミュレートした

SOAR は、大きな単位のシステムに組みこむことを目標に設定した

### 3.1. Large-Scale Analogical Processing as a Source of Constraints

Large-scale 志向は、コンポーネントプロセスのモデルにもインサイトを与える

SME を利用した学習モデル Phineas (Falkenhainer 1987, 1990) は SME のコンポーネントに対する見なおしを促した

#### **Phineas**

類推を利用した物理学の理論の学習モデル

モジュール

- SME : 前出
- QPE : Qualitative Process Theory を利用した質的シミュレータ  
領域と状況に関する質的法則の入力 起き得る現象をシンボリック (状態、遷移の形式) に予測
- DATMI : 解釈の尺度を決定するシステム  
QPE の出力(予測)、実際の挙動を入力 QPE の出力がどの程度、挙動を説明するか確率を出力

物理システムの挙動を質的に記述し、入力

適合する一般法則がある QPE を利用し、DATMI をフィルターとして説明を出力

適合する一般法則がない SME を利用し、DATMI をフィルターとして説明を出力

Phineas が SME の開発に与えた影響

- 同一ではない関係的述語を対応付ける方法を開発 巨大な関係的構造に含まれている場合は対応付けられる/上位概念が同じ場合は対応付けられる
- map/analyze サイクルはインクリメンタルに対応付ける方法と似ている SME(ver3) においてインクリメンタルなマッピングが行われるようになった
- 類推によって理論を構成する際に、スターティングポイントとして、entity をベースか

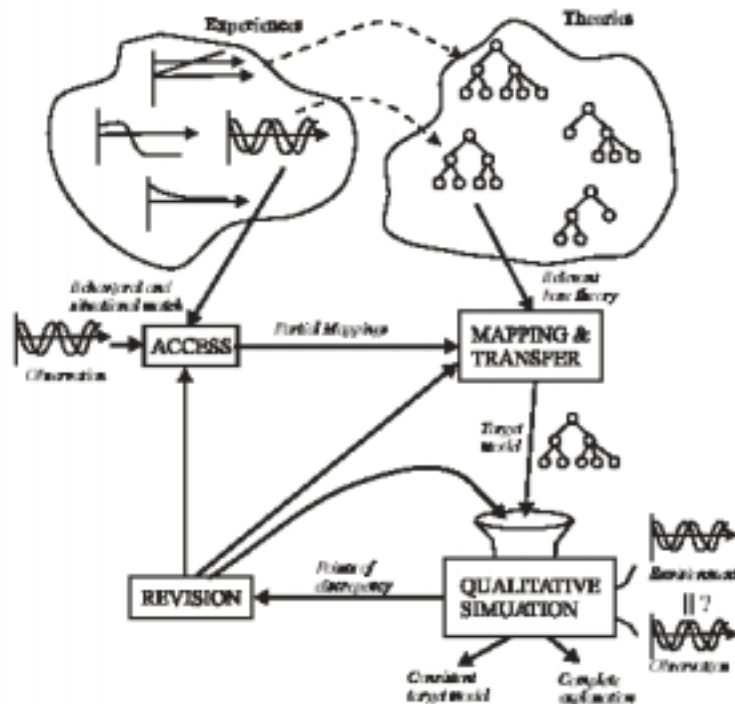


Figure 1: The architecture of Phineas, a system that used structure-mapping to learn qualitative mental models of physical domains.

らターゲットに写像する必要があることがわかった プラグマティックな制約を実装する必要がでてきた。

- 一括に対応付ける方法では巨大な表象を扱うのが大変であることが分かった greedy algorithm の必要がでてきた

#### 4. Example: Mental Models

物理的世界において推論する上でメンタルモデルは有用 (=常識的による推論)

論理的ではなく、メンタルシミュレーションによって推論する

映画を見ているように頭の中に動きが浮かんでくる

なぜ、人はメンタルモデルを使うことができるのか？

可能性 1: QPE のような法則に基づく質的シミュレーション機構がそなわっているのでは？

ただ、メンタルモデルによる推論は一般法則に基づく推論よりは賢い

質的推論は不要な命題を数多く生成してしまう

可能性 2: 領域内の類推(Literal similarity)を一般法則による推論と併用している

類似した事例を想起し、その事例を一般法則に基づいて調整することでメンタルモデルが構成される

##### 4.1. The Hybrid Similarity Model of Commonsense Reasoning

一般法則と事例を組み合わせ、常識による推論を実現するモデル(開発中)

モデルの仮定

- 質的表象は人間のメンタルモデルを構成するパーツとして妥当である
- 人々は質的属性とともに連続量も含めた情報を記憶中に符号化している
- 領域普遍の原理を使用して推論をおこなうことがある
- 知識の大部分は状況に特有で、多くの原理は領域に固有である

例：コーヒーがこぼれて、絨毯に染みができたシーンを見た後に起きること

1. 特定のカップに関連した状況を想起(自分のお気に入りのカップが自分の机に置かれている状況)
2. その状況における因果的イベントを一般法則に基づいて付加(コーヒーを注ぎすぎてこぼした,など)
3. コーヒーカップの具体的な属性を排除して一般化を導く。ただし、全ての具体的な情報が排除されるのではなくて、いくらかの属性はそのまま残る
4. 一般法則の導出(コーヒーをこぼさない方法)

MAC/FAC を利用したシミュレーションモデルの提案

1. 類似した事例の想起。事例からの候補推論により観察された物理現象に関する表象を変更。
2. 質的法則を適用し、観察現象に対してさらに推論
3. 推論結果の妥当性を判断。妥当でないものを排除
4. 推論結果がいかにあり得るか計算

## 5. Example: Case-Based Coaching

Large-scale のモデルを開発するために、アプリケーションを開発

現実世界の課題に対してモデルがどこまで適合するのか検討する材料

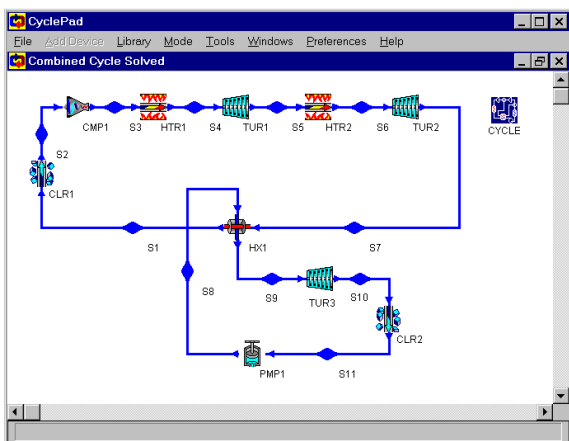
### Case-based coaching

SME、MAC/FAC を利用し、学習者に対して、事例を提示することで学習を援助

領域：サーモダイナミクス (エンジン、発電所、冷蔵庫と関連)

工学部の大学2年生のコース、とても難しい

CyclePad (バーチャルラボ)を利用し、学習を支援(Forbus & Whalley 1994)



- コンポーネント：タービン、ポンプ
- 数値の仮定：温度、圧力、流れの速さ
- 液体：水、その他の液体

生徒の作ったシステムから導かれる結果を表示

有り得ない組み合わせがあった場合は自動的にそれを検出  
課題要求との適合性に関する説明を提示

CyclePad はコーチングソフトと E メールによるコーチを実装し、遠隔教育に拡張 =  
CyclePad Guru

E メールダイアログが開く 質問が含まれる

デザインヘルプ：サイクルを効率的にする方法、コストを下げる方法

RobotTA(ノースウエスタン大のサーバ)が E メールを受け取り、生徒に返信(生徒のデザインに関する提案)

MAC/FAC を利用して提案を生成

生徒のデザインを入力

- 構造的な命題表象
- プラグマティックな情報
- 生徒のデザインのうちで重要な個所(ベイズネットを利用して抽出)
- 数値は無視

MAC/FAC の記憶プール

- 事例
- 事例の問題点
- 問題点の解決方法

MAC 段階

CVector に基づいて事例候補を抽出

FAC 段階

事例候補の絞りこみ

SME を利用した候補推論の生成

候補推論(提案)の評価(Box 2.1)

1. 事例の変形を含むもののみを採用
2. フォーム(*implies <structural/functional properties of cycle> (applicable <plan of case>)*)に従うもののみを採用

推論候補が 2 つ以下だった場合は、採用された事例を除き、再度、記憶プールから検索  
推論候補を英語に翻訳しメールを返信(Box 2.2)

事例の詳細を示す URL

変形以前の CyclePad のスクリーンショット

変形後の CyclePad のスクリーンショット

事例ベース推論システムに SME、MAC/FAC を利用した意義  
恣意的なインデックスを利用していない

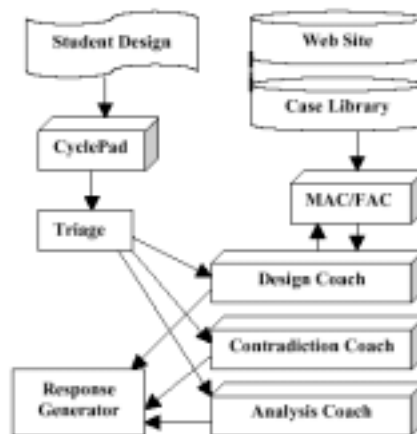


Figure 1: Information flow in the CyclePad Guru

CyclePad を命題表象に変換することは自動的に実行可能  
人間の記憶検索を考慮に入れた事例検索が有効

## 6. Scaling Up: How Structure-Mapping Fares

これまでの研究例は SME がスケールアップ可能であることを示している

HPKB (High Performance Knowledge Base program) は SME が膨大な情報量を含む課題に  
適応できることを示す (<http://projects.teknowledge.com/HPKB/>)

プロジェクト 1: 歴史的事例を利用し、国際関係の危機を推論

歴史的事例と各国に固有の知識を実装

各事例は数百単位の命題で構成

プロジェクト 2: 類推により行動計画を批評

事例を記述するにあたって、草稿ツールと自然言語処理システムを利用

各事例は数千単位の命題で構成

SME を拡張することで、膨大な量の情報を扱うことが可能に

自動事例抽出機能:

命題は課題に固有の知識ベースに記述される

システムに固有のパッケージではない

ダイナミック事例拡張機能

事例に含まれる膨大な命題から、少数の命題セットをはじめに抽出して評価

## 7. The Integration Constraint Revisited

Integration constraint に即して、これまでの研究を評価し、教訓(Lesson)を導く。これらを完全に満たすモデルはない。我々は長い道のりの途中にいる。しかし、過去にこの領域は著しい進歩を遂げた。進歩はこれからも続くはず。

### **Lesson1: Processes need to operate in a range of domains.**

複数の領域を比較するため、領域をまたぐ表象が必要

× CopyCat (Hofstadter & Mitchell 1994)は領域固有の表象(アルファベット)を使用

### **Lesson2: Systems must be able to scale up.**

現実場面での類推をに匹敵する大きな記述を扱うことができなければならない

× ARCS (Thagard et al. 1990) は少数の事例しかあつかえない

× IAM (Keane 1990, 1997)はガーデンパス文に陥ると止まり、巨大な記述を扱えない

### **Lesson3: Candidate Inferences must be structurally sound.**

一貫した推論を生成するために、候補推論は 1 対 1 対応と並列結合性に従わねばならない

× ACME は多対 1 対応を許すが、心理学的に有り得ない推論候補を生成(Markman 1997)

### **Lesson4: Processes must have realistic resource requirements.**

SME ではあり得る全ての対応を始めに列挙 心理学的に (WM の容量) から不適切  
はじめに全ての対応をとるのではなく、徐々に対応付ける必要 (greedy algorithm)  
OLISA は WM の容量を考慮したダイナミックバインディングによって実現

**Lesson5: Tailorability in processing should be avoided.**

アルゴリズムの恣意的な調整は説明力を失い、大きなモデルに統合する能力を失う  
× LISA の系時的活性パターンは恣意的に調整されている

**Lesson6: Constraints can emerge from the interaction of processes.**

ゴールの制約、課題固有の制約はモデルに含めず、入力フォーム/出力評価で制約を実装  
× ACME は意味的類似とプラグマティックな制約を組みこみ、多対 1 対応を導いている

## 8. Discussion

本稿で、エネルギーの領域を例に挙げ、Large-scale の類推を検討する方法を論じた。  
Large-scale のモデルは新たな開拓地である。それは、インサイトを引き出さないマイクロ  
ワールドやトイモデルとは異なる。我々は今まで、類推を理解するための、Foothill を登っ  
てきた。今、私は尾根から見える新たな Mountain を見つけた。

もちろん、他にも開拓地はある。たとえば、脳科学の発展により、ミクロな類推のプロ  
セスが検討できるかもしれない。しかし、そのことを私が論じるべきではない。

我々はマーの言うところの計算レベルとアルゴリズムレベルの検討を既にしてきた。よ  
って、開拓の下地は既にできあがっている。

新たな土地の開拓は常に困難である。しかし、継続にはスケーリングアップが必須であ  
る。細かい部分でインテリを気取るべきではない。

- シミュレーションの調整にはまりこむべきではない。
- 検索と写像の検討をいつまでの類推研究の中心に置くべきではない

すでに、大きなスケールでの探索は始まっている。

- 会話における写像のシミュレーション (Boronat and Gentner, in preparation)
- 討論における類推の役割に関するシミュレーション (Spellman & Holyoak 1992)
- 概念変化と科学的発見における類推使用 (Gentner et al. 1997)

我々はまだ Mountain の中腹にいる。Foothill で遊んでいてはいけない。See you in the  
mountain.