

Cognitive paradigms: which one is the best?

Carlos Gershenson

Cognitive Systems Research vol.5 135-156(2004)

Abstract (概要)

- 認知研究の異なるパラダイムの適切性を議論
- 仮想実験室内のアニマトに代表的な認知モデルを実装し、行動を観察する
 - ルールベースシステム
 - 行動ベースシステム
 - 概念ベースシステム
 - ニューラルネットワーク
 - Braitenberg のアーキテクチャ (ピークル)
- 結論
 - モデルのパフォーマンスを比較した結果、異なるモデルは異なる文脈における異なる事象に対してより良いモデルであるため、ベストなモデルはない
 - 認知研究では、異なるパラダイムは長所と短所を持っており、異なる文脈において異なる視点から研究される
 - それぞれのアプローチはある程度は適切であるが、十分に適切なものはない
- 「認知」のレベルについて分類を行う

1. Introduction (導入)

- 認知の語源：ラテン語の *cognoscere* 「知り合う」(get to know)を意味する
認知 = 知識の獲得
- システムが何かを知るならば、それが認知である
 - 認知システム
 - ◇ 人間：どのようにコミュニケーションをとるか、どのように家を建てるかなどを知っているため認知システムである
 - ◇ 動物：どのように生きるかを知っているため認知システムである
 - ◇ 自立ロボット：もしナビゲーション方法を知っているなら、認知システムである
 - 非認知システム？
 - ◇ 木：花が咲いたといって春が来たことを知っているのか？
システムが認知的である、認知的でない、といった議論において常に問題となる
- 古典的な認知科学や人工知能 (e.g. Newell & Simon, 1972; Newell, 1990; Shortliffe, 1976; Fodor, 1976; Pylyshyn, 1984; Lenat & Feigenbaum, 1992)
 - 人をシンボルシステムとして認知システムを記述 (Newell, 1980)
もしシステムがシンボルやルールを使っていなければ、認知的でないという同意がコミュニティに形成された
 - この観点からは、動物はシンボルを持たず使用しないため認知システムではない
 - しかし、人の脳を解剖しても、どのようなシンボルも見つけることはないだろう

- コネクショニズムアプローチ (Rumelhart, McClelland, & the PDP Research Group, 1986; McClelland, Rumelhart, & the PDP research Group, 1986)
 - シンボリックパラダイムへの対立から生まれる
 - 多くのシンプルなプロセッシングユニット,ニューロンの相互作用から認知が現れる(と仮定)
- 行動ベースパラダイム (Brooks, 1986, 1991; Maes, 1994)
 - シンボリックパラダイムへの対立から生まれる
 - コネクショニズムと類似
- 本研究の目的
 - 認知研究における単一の適切なパラダイムがないことを示す
 - ✧ 異なる観点や文脈において認知を研究する異なるパラダイムがあり,異なった目的を持っている
 - ✧ 理論的にはどのような認知システムもほとんどのパラダイムや理論によってある程度の正確さでモデル化することが可能である
 - このような観点は今日多くの研究者が共有しているが,支持するための経験的な研究はまだない
 - 認知システムの理解に役立つ(モデルは単純で人とは比較できないが)

2. A virtual laboratory (仮想実験室)

- 仮想実験室: Gershenson, Gonzalez, and Negrete(2000)が提案 Fig. 1, Fig. 2
- シンプルな仮想環境の中で異なる観点のメカニズムによってコントロールされるアニマットのパフォーマンスをテストできる
- 構成物
 - 岩(灰色の四角), 食物源(緑の球), 雨(青い半透明の円筒), 稲妻(黒い円筒), 異なる色の目印(丸)
- 配置
 - 特定の周期でシミュレーション中ランダムに出現
 - 稲妻は 10 タイムステップ後に雨になる
 - 雨は 50 タイムステップ後に食物になる
- アニマット
 - エネルギーレベル:「空腹」か「喉の渇き」が大きくなると減少し,満たされると増加する
 - エネルギーがなくなると死ぬ
 - 食物を食べると空腹が癒される
 - 水を飲むと喉の渇きが癒される
 - 間違っただけ刺激を食べたり飲んだりすると空腹と喉の渇きが増加する
 - 岩や稲妻にあたるとエネルギーが減少する
- 認知システムか?
 - アニマットが生存に成功すれば,どのようにすれば生き延びられるかを「知っている」ため,認知システムであるといえる
- 仮想環境でテストするモデル
 - ルールベース (e.g. Newell & Simon, 1972)

- 行動ベース (Brooks, 1986; Maes, 1994)
- 概念ベース (Gardenfors, 2000)
- ニューラルネットベース (for an introduction, see Arbib, 1995)
- Braitenberg-style アーキテクチャ (以下, ビークル)(Braitenberg, 1984)

2.1. Rule-based animats (ルールベースアニマト)

- ルールベースのアニマトは知覚・運動機能を持つ (古典的な知識ベースのシステムを基礎にしている(Newell & Simon, 1972; Newell, 1990))
- アニマトが持つルール Table 1
 - もし近くに岩があることを知覚したなら, それを避ける
 - もし喉が渇き雨が知覚したなら, そこに近づき水を飲む
- 空腹時に, 喉が渇き, 雨が降ったとき, アニマトは稲妻に近づく
それが雨や食べ物に変化することを “知っている”
- 知覚システム: アニマトの知覚半径内ですべての方向における変化を検知
- 運動システム: 一直線に事象に接近, ランダム移動で探索, 方向転換して ($\pm 90^\circ$) 障害物を回避

2.2. Behaviour-based animats (行動ベースアニマト)

- 行動ベースのシステム(Brooks, 1986; Maes, 1994)
 - 適応的行動のモデリングや適応的自立エージェントの構築に対して動物行動学 (ethology) から着想を得た
- 知識ベースシステムに対する利点 (Maes, 1994)
 - 知識ベースシステムのような認知に関するモデリングでは, いまだ良い結果を得ていない (Kirsch, 1991; Gershenson, 2002b)
- 行動ベースのアニマト Fig. 3
 - Maes(1990, 1991)の行動選択メカニズム(ASM: action selection mechanism)を実装
 - 行動ネットワークからなる
 - ◇ アクションレベル
 - ◇ 閾値
 - ◇ 実行可能となる条件のセット
 - アクションレベルが閾値を越えれば実行可能
 - ◇モチベーション: 空腹, 安全 行動のアクティベーションに関係
 - 行動は以下のリンクを通して接続される
 - ◇ Predecessor (前件?)
 - もし B が確実に A の状態に実現させるなら, B は A の predecessor である
 - “食べる” は “食べ物に近づく” を predecessor として持つ
 - ◇ Successor (後件?)
 - predecessor と対で存在する
 - ◇ Conflicter (葛藤)
 - もし B が A の状態にさせないなら, A から B に conflicter のリンクがある
 - 行動はお互いに活性と抑制を行い, 「適切な」行動が選択されるようになる

- 知覚と運動システム
 - ルールベースと同様
- 外的条件と行動
 - 岩, 光: 回避
 - 食べ物の知覚: 食べ物に近づく
 - 範囲内に食べ物がある: 食べる
 - 周りに何も無い: 探索
 - . . .
- 内的条件 (モチベーション) と行動
 - 安全 (定数): 回避
 - 空腹: 食べ物と関係を持つ
 - 喉の渇き: 水と関係を持つ
 - 何も無いとき: 稲妻に近づく
 - 空腹, 喉の渇き, 好奇心 (定数): 探索
 - 退屈 (定数): 何もしない
- 反射的行動
 - モチベーション (雨が近くにあったとしても喉の渇きよりもより空腹であれば, 食べものに近づく) を区別するが, successor リンクにより行動が活性化されるため反射的に行動する (空腹でないときでも食べる)
 - もし, 「行動をしない」ことが長く活性していた場合, 「探索」の値が増加する, もし雨があれば「雨に近づく」
- チューニング
 - メカニズムのパラメータ空間を徹底的に探索し, 行動に対する条件としてモチベーションを追加して Fix することは可能
 - 試行錯誤によってすべてのパラメータを調整するのに時間がかかるため簡単ではない
 - ASM のチューニングに対して進化的なテクニックが考案されている (Singleton, 2002)

2.3. Concept-based animats (概念ベースアニマト)

- 概念
 - 離散的なカテゴリ化 (Gardenfors, 2000): 連続的なカテゴリ化として考えられている知覚とは対照的
 - 概念 = 知覚空間の区分化
- KEBA: 著者が先行研究で作成したオリジナルを少し改良
 - 「概念»: センサーやその他の概念の規則性から再帰的に生成される
 - 単純な強化学習によって「行動」にリンクされる
- 「概念」の活性が「行動」の実行を決定する
- KEBA は少しも最適なアーキテクチャではない
 - 他のアーキテクチャが簡単にできる問題に多くの努力を伴う
 - どのようにして概念や論理が, エージェントと環境との相互作用から生成されるかを理解するために作成

- この結果，複雑な環境における適切なパフォーマンスの獲得に対して漸進的な発達（Piaget, 1968; Balkenius, Zlatev, Brezeal, Dautenhahn, & Kozima, 2001）の重要性が学ばれた
- もし，パフォーマンスにのみ興味があるなら，「概念」と手動的な「行動」とのリンクを定義すればよい（ここではそれが狙いではない）

2.4. Neural network animats（ニューラルネットワークアニマト）

➤ ニューラルネットワーク

- 数学的モデル
- 相互に連結した活性レベルを持つ「ユニット」または「ニューロン」から成る
- ネットワークからの入力状態に従って活性レベルが変化する
- ニューロンが持つ重みによって入力値が増幅（減衰）される

➤ ニューラルアニマトの構成 Fig.4（Kepera-like robot）

- 食べ物，雨，岩を検出するセンサーのペア
 - ✧ 各センサーはアニマトの両脇についている（左の雨センサーが反応すれば，左に雨が降っていることがわかる）
 - ✧ 同じ距離にあるより大きなオブジェクトや同じサイズのオブジェクトのより近い方がはセンサーをより高く活性化させる
- モーター
 - ✧ アニマトの左右
- 補足：Kepera
スイス・ローザンヌ連邦工科大学のマイクロコンピュータ・インターフェース研究所で開発された研究開発用小型実験ロボットシステム



➤ ネットワーク Fig. 5

- モーターをコントロールするための3層のフィードフォワードネットワーク
- 入力層：8つ
 - ✧ 外的：センサー
 - ✧ 内的：モチベーション（空腹，喉の渇き）
- 隠れ層：6つ
- 出力層：2つ
 - ✧ 左右のモーターのスピード（ランダムノイズを含む）
- ニューロンは固定された重みで重み付けし，単純に積算する（＝活性値となる）
- 学習は無い
 - 学習しなくてもこれらの単純な環境では適切な行動を行う
 - 環境の特定の状態に適応するためにアニマトに学習機能を与えることは可能（Gershenson

& Gonzalez, 2000)

➤ 行動

- もし、アニマットが空腹または喉が渴いていて、センサーに食べ物か雨の反応があれば、それを食べるまたは飲む
- 完全な「行動（「食べる」や「飲む）」はモーターの動きとは独立
 - × 停止して食べる
 - 動き回って食べる

➤ 利点

- 「食べ物に近づく」や「避ける」といった行動を決めているおらず、センサーは非常にシンプルだが、アニマットは生き延びることが可能

➤ 問題点

- 「食べ物に近づく」という命令を実装したアニマットより食物に近づくのに時間がかかる（ジグザグに移動）

2.5. “Vehicle” animats (ビークルアニマット)

➤ ビークル

- Braitenberg(1984)によって考案
- 自立的エージェント：センサーとモーターとの直接的なリンクを持つ
- 例：2つのホイールと2つのライトセンサーを持つ
 - ◇ 左のセンサーは右のモーターと、右のモーターは左のセンサーと結合している
 - 光に近づく
- 簡単に走光性を実装できる
- センサーやモーターのコネクションを変えることによって異なる行動を表現可能

➤ Braitenberg スタイルのアニマット Fig. 6

- 6つのセンサー
- 2つのモーター
- センサーとモーターはダイレクトリンク（小さなランダムノイズを含む）
 - ◇ 食物センサーと雨センサーは反対側のモーターと接続
 - ◇ 岩センサーは同じ側のモーターと接続
- モータースピードはアニマットのエネルギー掛け合わされる（エネルギーが低いと遅くなる）
- 食物と雨のセンサーは空腹と喉の渴きと掛け合わされる（モチベーションが高いと速くなる）
- ニューラルネットワークのアニマットと同様に、ビークルは独立した完全な行動を持っている（空腹なら食物に接している間は食べる）
- すべてのセンサーがモーターのスピードに関連している

➤ シンプルだが、ビークルはうまく生存する

- 空腹に比例して食物に近づき、喉の渴きに比例して水に近づき、岩に近づくと避ける

➤ 特徴

- ビークルはノイズに対してロバスト

3. Experiments (実験)

- 各アーキテクチャを比較するために，異なる環境で実験を行う
 - 一定のリソースの環境におけるアニマットの生存をテストする（コントロールとしてランダム行動を行うアニマットを使用する）
 - 単純な関連タスク（a simple relational task）の例として異なる刺激の大きさを区別するアニマットの能力をテストする
 - アニマットがゴールとの矛盾にどのように対処するかをテストする
- 批判
 - 「真の認知」ではない：アニマットはどのような種類の問題解決も，シンボル操作も行っていないのではないか
 - ✧ アニマットはその環境において生きるという問題を解決している
 - ✧ ルールベースのアニマットは知覚システムによって受け取ったシンボルを用いていると考えられる

3.1. Survival in a scarce environment（乏しい環境における生存）

- 条件
 - 各タイプのアニマットとランダム行動選択を行うアニマットをセット
 - 現象（雨や食物の生成）のランダム生成の値はともゆっくりとしたものに設定
- 結果 Fig. 7
 - 全体的な傾向
 - ✧ いくつかのアニマットは食べ物や雨を適切にとる機会を持たない
 - ✧ 生存は運に大きく依存している，適切な刺激がアニマットの近くで生成され他のアニマットがその近くにいないなら，アニマットは食べる（飲む）ことができる
 - ✧ 必要となるリソースを手に入れるチャンスは非常に低いため（雨や食物の生成がゆっくり），最終的には，全てのアニマットは死ぬ
 - 行動ベース
 - ✧ アニマットはより長く生き残った
 - 行動ベース，ルールベース
 - ✧ 他のアニマットより長く生存する傾向にあった，なぜなら，この2つは直接的な行動によりビークルよりもより早く動くことができた
 - 概念ベース
 - ✧ 何が食べることができるかを学習する時間が無かった
 - ✧ リアクティブな行動によって空腹でないときであっても食べる
 - ✧ この”bully(ガキ大将)”方略は他のアニマットに苦境の期間を与える
 - ランダム
 - ✧ このような枯渇した環境では生き残る（食べる，飲む）チャンスがない

3.2. Survival in an abundant environment（肥沃な環境における生存）

- 結果 Fig. 8
- ランダム条件
 - 少しは水を飲むことができる（偶然雨の下にいたとき場合）

- しかし、わずかに生存期間が延びただけに過ぎない
- 概念ベース
 - 食物が食べられるものであるということを学ぶことができた
 - しかし、環境はより複雑で、悲しいことに障害物をどのように避けるかを学習しながら死んだ
- 他のアニマットもうまく行動しており、初期の内部状態に戻る様子を見ることができる（エネルギーが減った後に増加している）
- ビークル
 - 車輪ベースであるため動くのが遅く、ランダム、概念ベースよりもより多くの現象を発見できている
 - ニューラルネットほど永続的にビークルは食物や雨への接近をキープできない
- ニューラルネットベース
 - より良いパフォーマンスを見せる

3.3. Individual survival in environment of fixed resources (限られたリソースしかない環境における生存)

- 環境
 - 5つのランダムに生成される岩
 - 5つのランダムに生成される食物源
- 結果 Fig. 9
 - ランダム
 - ◇ 偶然食物を食べることができる
 - その他のアニマット
 - ◇ 死ぬ前に食物源を枯渇させた
 - 概念ベース
 - ◇ 食べ物を食べることを学ぶことができた
 - ◇ しかし、反射的な行動により、他のアニマットよりも早く食物源を枯渇した
 - ◇ 食べることや飲むこと（これが生得的であるのに対して）以外のことを学習することが最初に必要であるため、概念ベースは行動ベースよりも生存時間が短い
 - ビークル
 - ◇ ニューラルネットワークよりも良いパフォーマンスを示す
 - ◇ ニューラルネットワークと同様に絶え間なく食物源への接近を維持することができないため、食物源を早く使い果たすことがない
 - ルールベース
 - ◇ ビークルよりもよいパフォーマンスを示す
 - ◇ ルールは、内的な欲求がある閾値よりも大きくなったときのみ食べる行動をとるため（ビークルは、内的欲求がゼロより大きいときに、絶えず食べる）
ビークルの内的欲求がルールと同様の閾値よりも大きいときに食べるように変更場合は、50000 タイムステップ以上生存した

3.4. Discrimination of stimulus value (刺激強度の弁別)

- 統計的などとも強い相関を持つため、この実験環境における問題解決は非常に単純であると批判される可能性がある (Clark & Thornton, 1997 は type one の問題と呼ぶ)
- 刺激の識別能力について
- この条件における例 Fig. 10(a)
- ルールベース, 行動ベース, 概念ベース
 - ◇ この問題を解ける (「食べ物に近づく」という行動は単純に近くにある食べ物に近づくため)
 - ◇ 現象との距離はアニマットの端から現象の端までとして測定される
 - ◇ 大きな食べ物は大きな半径を持つため、アニマットと中心距離が同じであっても、測定された距離は小さな食べ物よりも短くなるため、直接的にプログラムされなくても、アニマットは常に大きな食べ物を区別する
- ニューラルネット, ビークル
 - ◇ タスクはアニマットがもつセンサーによって解決される (大きな刺激にはよりアクティブになり、躊躇なくその方向に移動する)
 - ◇ ニューラルネットワークの位置パターンの例 Fig. 10(b)

3.5. Buridan's animat(ビュリダンのアニマット)

- ビュリダンの口バ(Buridan's ass)の寓話
 - 質も量もまったく等しい2つの枯れ草の真ん中に置かれた口バは、双方からの刺激がまったく等しいためにどちらも選択できずに死ぬ (被造物には自由意志はないというたとえ)
 - 動物は2つの同量の食物を選択しなければならないとき、ランダムに選択される (そうでなければ、飢え死にする)
 - 仮想環境において、同じ喉の渇きと、同じ飢えを持ったアニマットを、同じ距離で正反対の位置に食べ物と飲み物が置かれた環境にセットする
 - この問題は、ゴールの葛藤とモチベーションの葛藤をどのようにして解決するかを見せてくれる
- 初期状態と行動結果 Fig. 11
 - ルールベース
 - ◇ 難なくこの問題を解決 (食物よりも雨を優先した、雨はわずか 50 タイムステップしかないためこれは合理的な行動である)
 - 行動ベース
 - ◇ ビュリダンのアニマットとなった (雨がずっと降っていたら優柔不断で死んでいた)
 - ◇ 高い内的欲求は障害物の回避に勝る (障害物を避けることができない)
 - ◇ いったん雨がやむと、アニマットは食物へ向かう
 - ◇ これは喉の渇きにより大きなウェイトを与えることや、または、これらの行動の間に競合リンクを作ることによって解決される
 - 概念ベース
 - ◇ 何度か繰り返し学習した後、うまくいく方法を学習した
 - ◇ 障害物にぶつかりエネルギーを少し失うこと以外はルールベースと同様
 - ニューラルネットベース

- ◇ 問題なし
- ◇ 優柔不断になることなく、「走りながら」飲んで食べることに成功した
- ◇ ビークルよりもより生存したが、これは調整することが可能
- ビークル
 - ◇ 食べることと飲むことを切り替えて行き来した
 - ◇ 喉の渴きを完全に癒すことはなかった
 - ◇ 優柔不断な行動は見られない(右側のモーターが最初に計算され、左側の現象に先に近づこうとするように実装されているため)

4. Discussion

- モデルの適切性と理論的等価性の議論への手がかりとして結果を解釈する
 - 可能な限り多くの文脈において妥当なものを提案するために、認知の概念を拡張することを試みる
 - 最後に異なる認知のタイプについて簡単な分類分けを行う

4.1. About the architectures (アーキテクチャについて)

- 本研究から、仮想環境におけるシンプルなタスクに対して一般的に最も適切なアーキテクチャがないことが示された
 - 各アニマトは異なる状況においてよいパフォーマンスを示した
 - パラダイムの結果よりも特定の実装の結果として考えられる、なぜなら、モデルは望まれる程度によって調整可能だからである
 - それらのアーキテクチャのどれがよりよいのかを検証するために、各文脈を問題にする必要がある
 - 我々はルールを使うアニマトが認知的で、直接的なコネクションのみを持つものが認知的でないとはいうことができない
 システムの認知性はその実装とは独立である
- 行動のロバストさ
 - いくつかのモデルは、非常にロバストであり(ビークル)、あるモデルは簡単に破綻する(ルールベース)
 - いくつかのモデルは、特定の目的があるならとてもうまく動き(ルールベース)、しかしエンジニアの経験に依存する
- 単純性
 - もし我々が説明的なモデルとしてそれらを使うことに興味があるなら、実装の単純性はあまり重要ではない(概念ベース)
- 拡張性
 - システムを拡張したいとき(例: より環境の刺激や内的変数を取り入れる)、いくつかのモデルはデザインしなおす必要があり(ルールベース)、他のものは簡単に拡張可能である(行動ベース, 概念ベース)
- 適応性
 - 概念ベース, ニューラルネット: 環境の変化に適応することがとても容易

- ルールベース, ビークル: 環境の変化に適応することは容易ではない
- しかし, このことは希望する行動を獲得するために異なるアーキテクチャを調節できないことを意味するわけではない
- ボトムアップ vs. トップダウン
 - 歴史的な優先傾向に関わらず, 我々が比較したパラダイムのどのシステムもボトムアップまたはトップダウンに構築することが可能である
- 批判
 - アニマトは現在の環境に限定されたものであり, この環境から外に出してしまえば認知性を示さないのではないか
 - ◇ もし, 認知システムの環境を大きく変えたなら, 必ず破綻する (Ashby, 1947)
 - ◇ 例: 数千度温度を上げる, 酸素を除去する, または人を生みのど真ん中に置き去りにする

アニマトは環境に特化しているが, 全ての認知システムも同様である
この問題は, 認知性というよりも適応性の問題である (もちろん, 適応性は認知性と強く結びついているが)
- 我々は「ベスト」なモデルを見つけることができるのか?
 - 目的や文脈に依存する
 - 異なる認知的パラダイムは認知の異なる側面を記述しており, 各パラダイムはおのこのの観点を記述することにおいてより優れているといえる
 - ルール, シンボル

認知の論理性といった高次認知においてとても適しているが (非常に) 適応的ではない
 - ニューラルネット, 行動ベース
 - ◇ 伝統的 AI によって研究された認知の観点がどのように発展できたかについて多くのことをわれわれに教えてくれる
 - ◇ 高次の観点を示すシステムを構築することに対しては効率的ではない
 - ◇ 非常に適応的でロバストである (システムの最終的な行動について明確にわからないとき, 実用的な目的に対して使いやすい)
 - 概念ベース
 - ◇ ルールやシンボルとニューラルネットや行動ベースのパラダイムを結ぶのに役立つ
 - ハイブリッドシステム
 - ◇ 特定の目的に対して, 各パラダイムの良いところを利用し, ハイブリッドなアーキテクチャを構築することができる
 - ◇ これは認知科学において実際に行われており, 異なるパラダイムは相補的である
 - ◇ どのパラダイムが認知を記述する上でよりよいかの議論を続けるよりもより実り多い

4.2. Equivalence of different models (異なるモデルの等価性)

- 等価性
 - 等価: 同じ状況において同じ結果, 同じ予測, 同じ行動を行う場合
 - 似たようなパフォーマンスを示す場合は, ある程度等価である
 - このことはモデルとモデル化されるものの間にも成り立つ

- モデル間，モデルとモデル化されるものの間の違いはなくなることはない
完全に等価になることはない（猫の最も良いモデルは猫そのものであり，モデル自身のモデルはモデルそのものである）
以上のことから実際には正確さの程度についての等価性しか議論することはできない
- 実験結果からすべてのモデルは正確さについては等価である
 - アニマトは空腹時には食物を食べ，喉が渇いているときには水を飲む
 - どのようにしたら等価の程度を高めることができるのか？
- 思考実験
 - モデルはコンピュータでプログラムされているため，理論的には，万能チューリングマシン（UTM: universal turing machine, Turing, 1936）にマップすることが可能である
 - 逆転写可能か？モデルから他のモデルにマップ可能か？
 - このアイディアは魅力的であるが，簡単ではない，なぜなら，原理的にはマップされるモデルは UTM の能力を持っていないからではないため
 - 例
 - ◇ ニューラルネットワークは数学的モデルである
 - ◇ 数学は論理によって記述可能であることが示されている（Russell and Whitehead(1910-13)）
 - ◇ そのため，ニューラルネットワークを論理によって記述することが可能である（実用的ではないが）
 - ニューラルネットワークはルールベースのシステムとして見ることも可能
ニューラルネットワークはルールを算出するようにデザインすることも可能（e.g. Balkenius & Gardenfors, 1991; Gardenfors, 1994）
実際に，ニューラルネットアニマトはルールベースアニマトのルールがモデリングされた
といいかえることも可能
すべてのアニマトに対して同様のことが言える（あるアニマトは別のタイプのアニマトとしてみることもできる）
 - もし他のモデルの行動をより厳密に真似るなら，実装を調整する必要があるが，理論的には，あるアーキテクチャで可能で，あるアーキテクチャでは不可能なタスクはない
 - すべてのアーキテクチャは正確さの程度において等価である

4.3. About models（モデルについて）

- すべてのモデルの定義はとても単純である
 - 文脈を無視した最適なモデルはない
 - 不完全性の度合いからモデルを区別することが可能
すべてのモデルは不完全であるため，もしモデルがいくつかのモデルを含んでいるなら，個別のモデルよりは不完全性が低くなる
- 認知モデルとアーキテクチャ
 - 各モデルは何が認知であるのかについて異なる観点を持っている
 - ◇ ルール，並列分散，行動，数学，などで記述
 - ◇ これらは認知の同じ観点をモデル化することに関しては同等である

- すべてのアニマトは同一の現象をモデル化していた
- 認知はアーキテクチャによって特徴付けられるわけではない
現象はモデルには依存しない，では，認知とはなんなのか？

4.4. About cognition

- 認知は文脈の多様性（哲学，人工知能，心理学，動的システム理論，etc.）から研究されている
- 各文脈において認知は異なる観点で考察されている
 - シンボル操作，自己組織化（オートポイエーシス），問題解決の能力，環境変化への適応能力
- 認知は異なる文脈において異なる現象を示す
- 一般的な認知とは何なのか？
 - 文脈から切り離してモデルが良いのか悪いのかを言うことは不可能である（もちろん，不完全性の少ないモデルは多くの文脈においてよりロバストであり，より妥当なものである）
- 本研究の結果をもとに，認知の講義の概念を考える
 - システムは特定の文脈内で認知的であるかを判断可能である
蜂はナビゲーションの文脈では認知的だが，チェスをプレイする文脈では認知的ではない
人は文脈において認知性を認める
 - 認知は与えられたシステムの記述であり，それらに本来備わっているものではない，つまり，システムは要素として認知性を持たず，我々が特定の文脈から認知を解釈する
 - システムの認知はその実装方法に依存してはいない
 - ◇ もしシステムが正しい行動を行うなら，我々は，ある状況において何をやるべきかをシステムが知っていると考え
 - 行動は文脈や観察者に関係している
 - ◇ 正しい行動を行うシステムは認知的なシステムだと考えることができる
 - ◇ これは認知の最も一般的な概念であり，他の認知のタイプや定義はこの概念に矛盾なしに異なる文脈や異なる目的で適応可能である
- 特定の文脈の外で認知と非認知を区別する一般的な方法はない
 - 木は花が咲くため春が来ることを知っている（認知科学では一般的ではないが）
 - 岩はどのように落ちるかを知っている（もし我々がなるほどと思える文脈を発見できれば）

4.5. Different types of cognition (認知のタイプ)

- 筆者が提案する認知の枠組み Fig.12.

人の認知

いくつかの研究では，ニューロサイエンス，心理学，哲学，人工知能などを人の認知として含めている

人の認知は動物行動学における動物の認知のサブセットとして考えられる

動物の認知

生体の認知

- ◇ 自己組織化として認知によって定義される生命のプロセス
- ◇ 認知は生物と人工生物について考えられてきている（人工生命など）

人工的認知

エキスパートシステム，タコロボット，アニマト

我々は人工的システムを生物からのインスピレーションなしに構築可能である

以上の認知のほとんどは適応的認知である

適応的認知

すべての生物は環境において地味ながら適応するだけでなく，多くの人工的，非生物のシステムにおいても同様である

サイバネティクスや人工知能や人工生命は適応的システムを研究している（e.g. Holland, 1992）

組織的な認知

すべての認知を含む

複雑系（Bar-Yam, 1997）や一般システム理論（von Bertalanffy, 1968）はこのタイプの認知を研究を行っている

- シンプルな認知はより複雑な認知を含む
 - 認知のすべてのタイプは異なるレベルで研究され，異なる観点から研究される
 - このカテゴリ化は一つの方法であり，唯一ではない
 - 認知システムの入力と出力の間の統計的な相関を測ることによっても可能
 - もしアウトプットが統計的相関によって測定可能であれば，認知は入力 of 複雑な変換や再表象化を要求するものよりよりシンプルになる
 - 入力の変換は高次の複雑な認知を要求する
- 例：岩は低次の認知を持つ，なぜならもしそれが地面にあるなら（入力），安定であり（出力），もし空中にあるなら，落ちる（出力）からである
- 猫について同様の事を考えると，より高次の認知を持つことがわかる
- このようなカテゴリ化は普遍的ではないが，それぞれの文脈においては有用である

5. Conclusions（まとめ）

- 古典的認知科学では，人の認知はシンボルシステムであると考えられてきた
- しかし，人の認知はシンボルシステムでモデル化可能であるが，人の認知は完全にシンボルシステムであることを意味しない
- このことはすべてのモデルにいえる
- 認知のいくつかの観点（e.g. ナビゲーション）は，特定のパラダイムの下で容易に実装されるが，ありのままの認知システムが同じ方法でなされていることを意味しない
- 異なる認知モデルやパラダイムは認知の異なる側面をモデル化しているといえる（異なるメタファー）