

記号創発システムへの構成論的アプローチ

立命館大学情報理工学部
谷口忠大

Contents

1. はじめに
2. シェマモデルによる概念形成
3. 非分節動作系列からの模倣学習
4. コミュニケーションの創発
5. まとめ：記号創発システム

環境に適応し多様な概念や行動を 獲得する知能



- 人間は生まれた時，未分化な認識世界の中で活動を始める。
- 環境適応の中で様々な概念や行動を獲得していく。
- その構造，計算論的プロセスを知りたい。

AIBOという事例



3回生で研究室を迷っていた時期



- 平成11年6月 発売
 - 日本で3000体が20分で完売
- 平成12年10月 第二世代発売
- 平成13年9月 第三世代「ERS-300」シリーズ (LATTE & MACARON) を販売開始
- 平成13年10月 テレビアニメ「ピロッポ」放送開始
- 平成15年9月 ERS-7発表
- 平成16年4月 インテリジェンス・ダイナミクスシンポジウム2004 開催
- 平成18年3月 AIBO生産中止

修士課程

博士課程

学位取得

■ インタラクションを通じて飽きてしまう
■ 一個の自律的な存在とコミュニケーションしているという感覚を受けない。

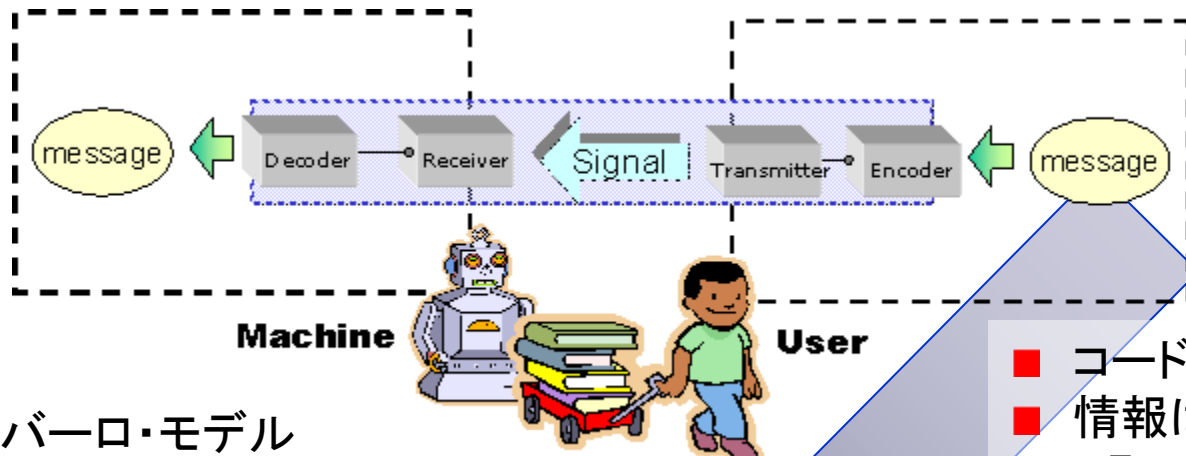
コミュニケーションするロボット

ロボットがつけるテレビと人間が押しリモコンでつくテレビ



コミュニケーションってなんですか？

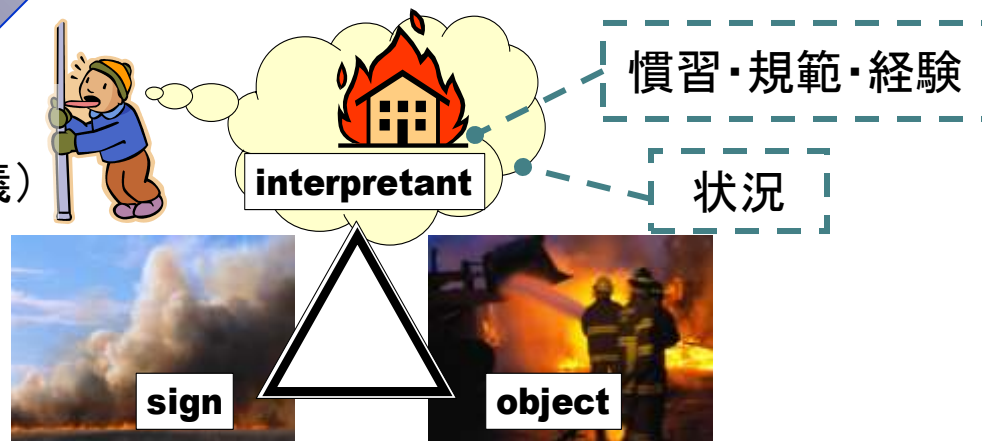
記号過程(semiosis)とコミュニケーション



バーロ・モデル
(二項関係的なコミュニケーション図式)

- コード表の共有を前提(不変・一義)
- 情報はSignalそのもの
- 頭の中はのぞけないのでコード表の調整は誰にも出来ない。

- 解釈者の自律性と適応性を仮定
- 情報は解釈者が生成するもの(可変・多義)



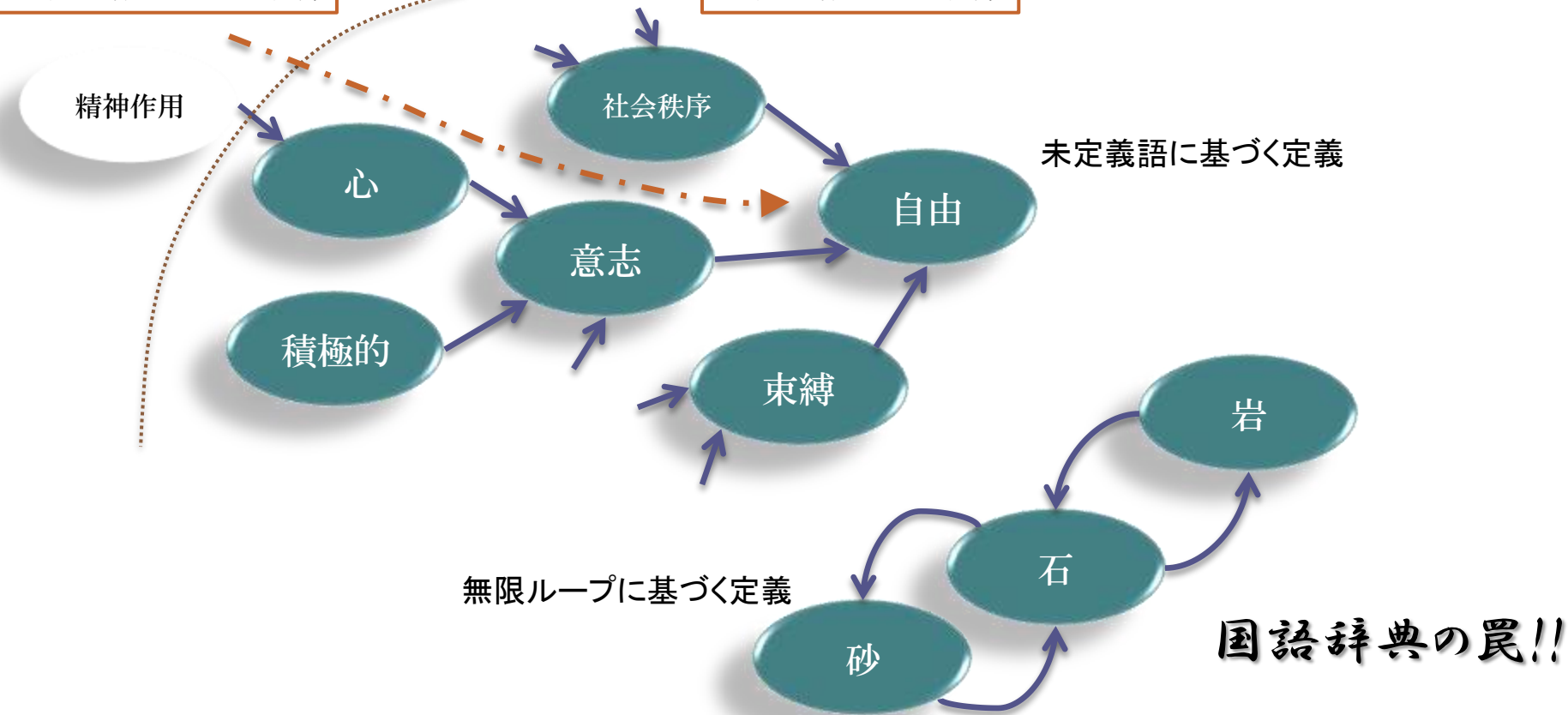
Peirceの記号三項関係

言葉の意味とは何か？

グラフ構造を持った意味ネットワーク，辞書の例で・・・

辞書に存在しない言葉

辞書に存在する言葉



言葉の意味は**感覚的に**理解するしかない。

記号接地問題

- ロボットがいかに自らの身体を通して記号を意味づけるか？という問題。 [Harnad '90]
 - 人間が設計した記号に対して，ロボットがセンサ・モータ系を通して意味づける。
- 記号の恣意性
 - ラベル付けの恣意性
 - 範疇化・分節化の恣意性
- 人間が作った恣意的な記号系を真なるものとして用いている。

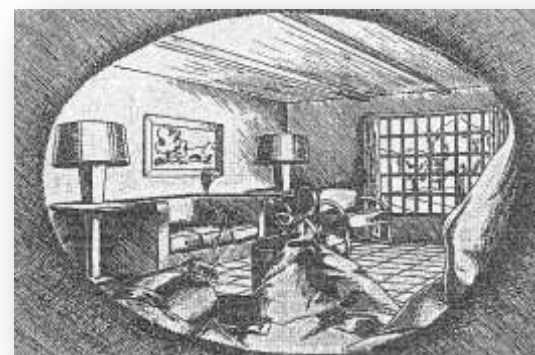
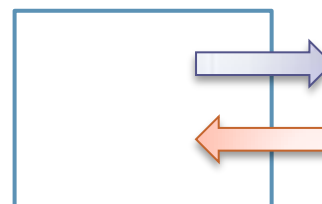
ロボットにとっての記号と人間にとっての記号は同じか？

記号系を創発的にとらえる理解

- ロボットから見た世界
 - 生物から見た世界 (ユクスキュル)
 - それぞれの動物が知覚し作用する世界の総体がその動物にとっての環世界である。
- センサ・モータ系で閉じた身体から得られる情報の中で如何に，記号系が組織化されていくのか。
- 自らの環世界に立脚して，多様な行動や概念を獲得し，それに基づいて記号論的相互作用(コミュニケーション)を行なう知能を探求する必要がある。



ハエの環世界

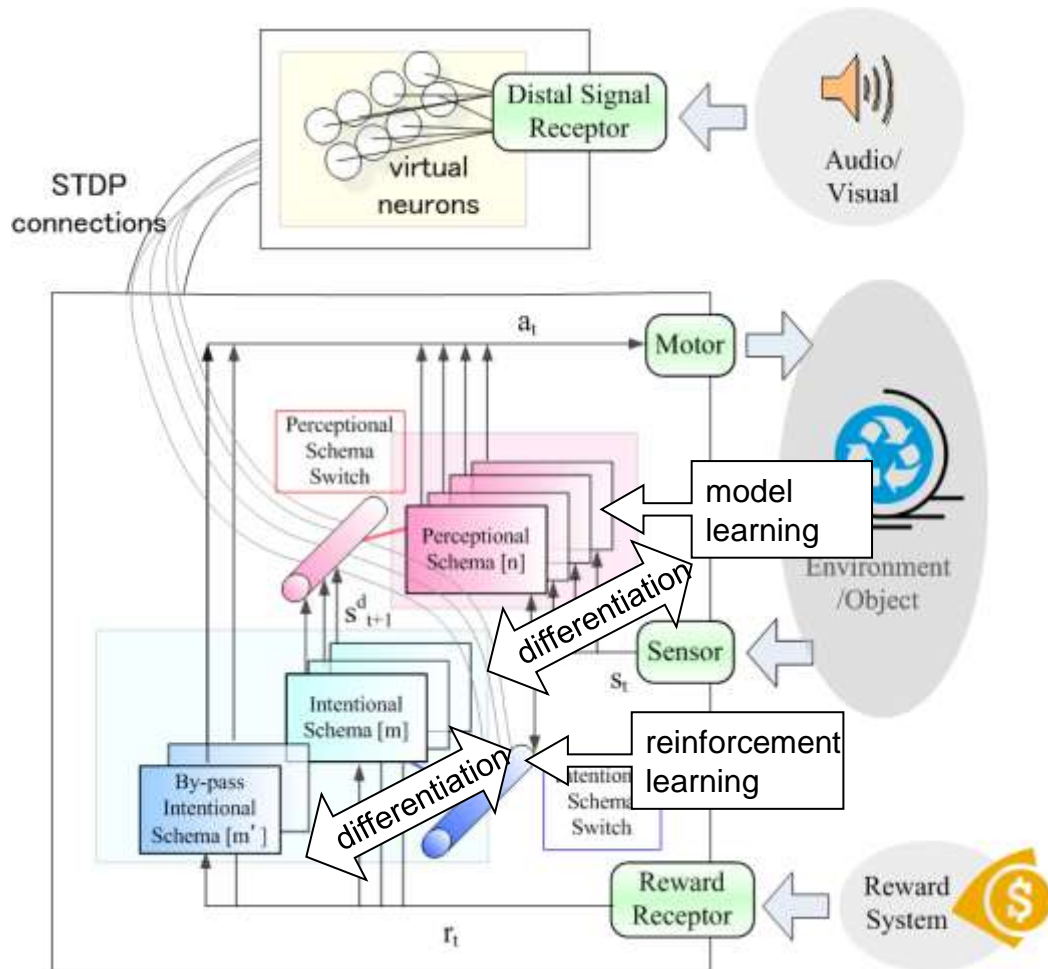


コミュニケーションを物理的相互作用からボトムアップに創発する現象としてとらえていく。

Contents

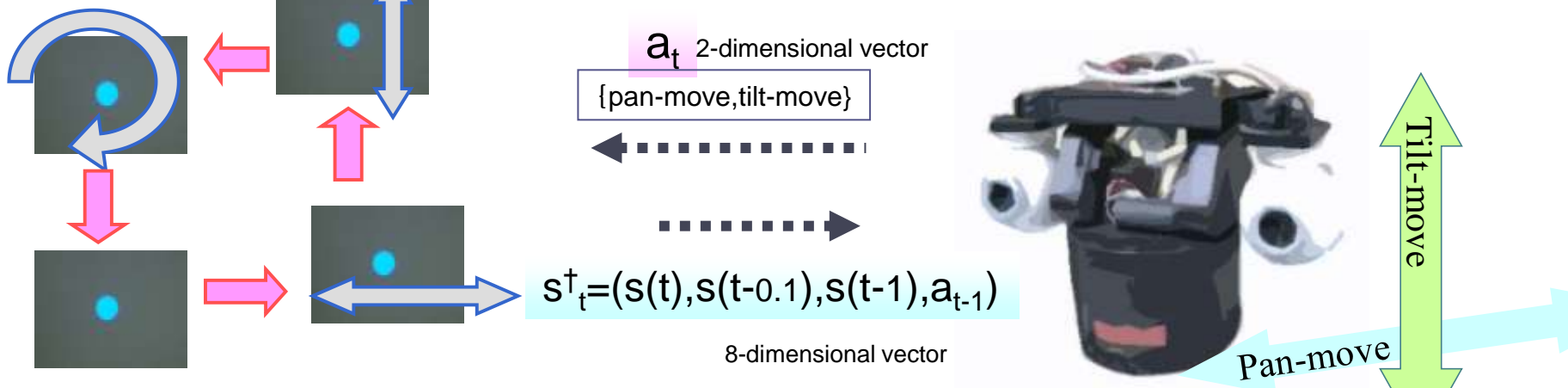
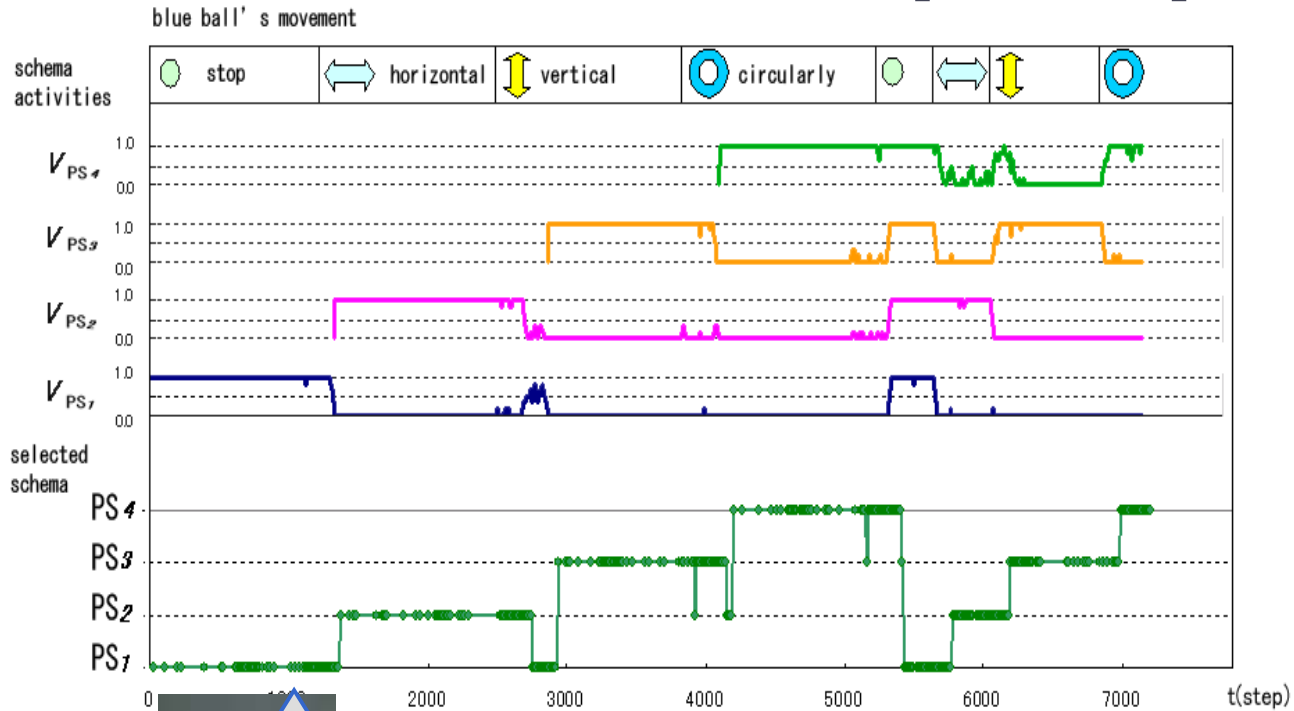
1. はじめに
2. シェマモデルによる概念形成
3. 非分節動作系列からの模倣学習
4. コミュニケーションの創発
5. まとめ：記号創発システム

シエマモデルによる概念形成

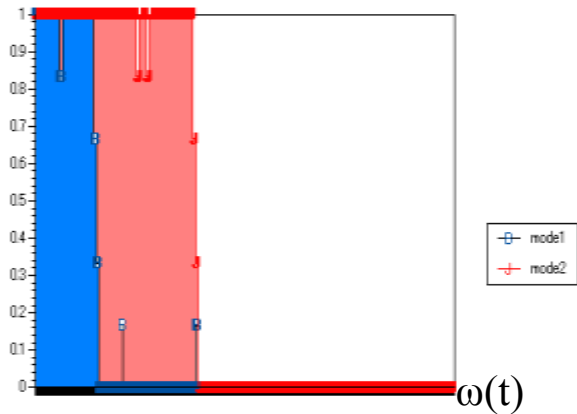


- シエマシステム[Piaget]
 - 行動や概念の単位であるシエマから組織化された記憶構造
 - 同化と調節, 均衡化と分化を通して構成されていく.
- 双シエマモデル[谷口 '06]
 - 対象概念(予測モデル)を担う知覚シエマと行動概念(行動方策)を担う行為シエマをボトムアップに獲得する学習機構

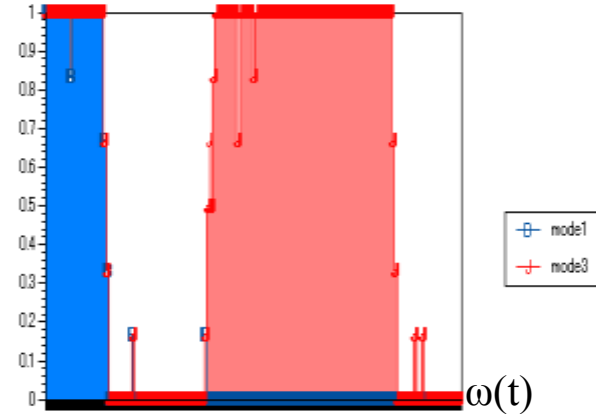
自己閉鎖的な環境認識に基づく 自律ロボットの概念形成プロセス[谷口 '04]



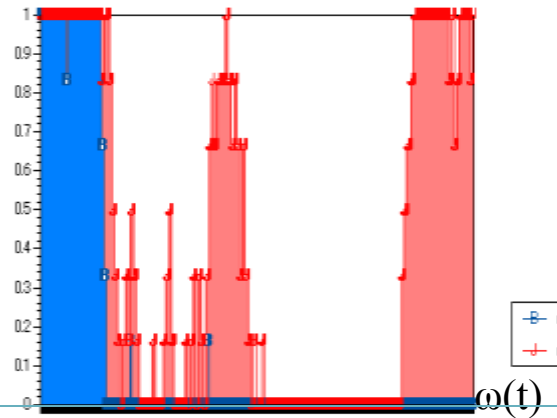
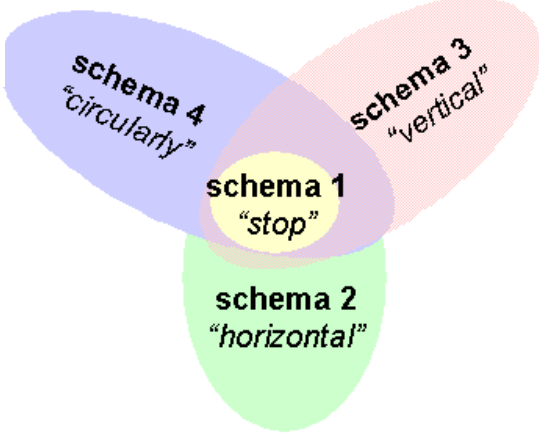
シエマ活性度 (Schema Activity) をファジィ真理値関数として解釈する



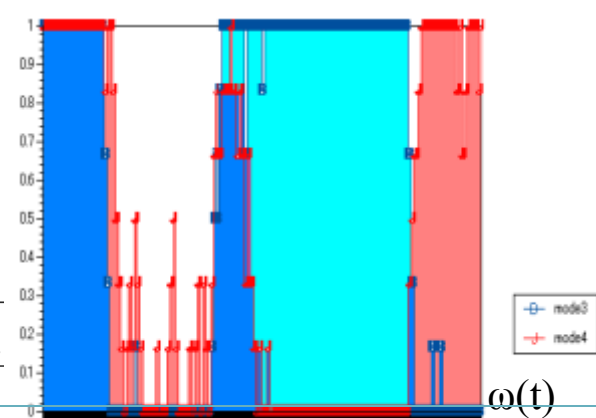
Inclusive relationship between
Schema 1(stopped)& schema 2(horizontal)
(1 ⊂ 2)



Inclusive relationship between
schema 1(stopped)& schema 3(vertical)
(1 ⊂ 3)

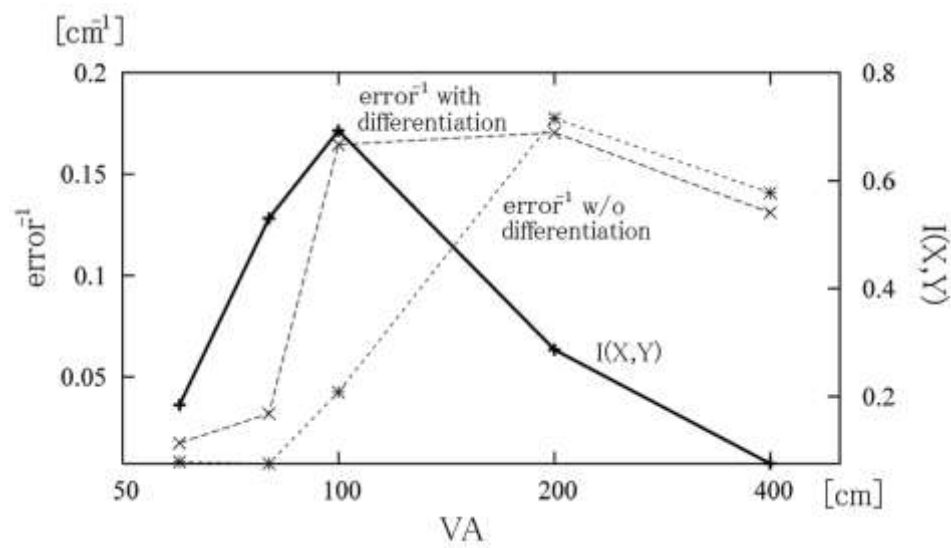
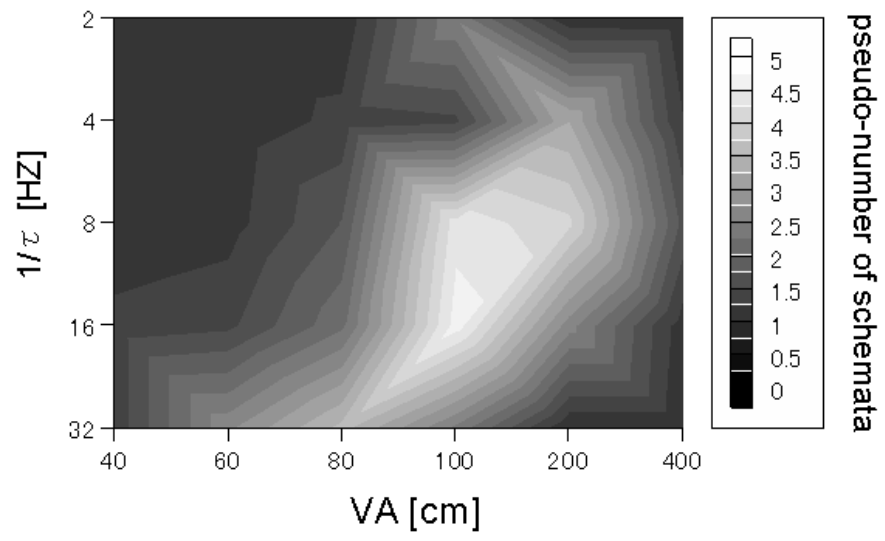
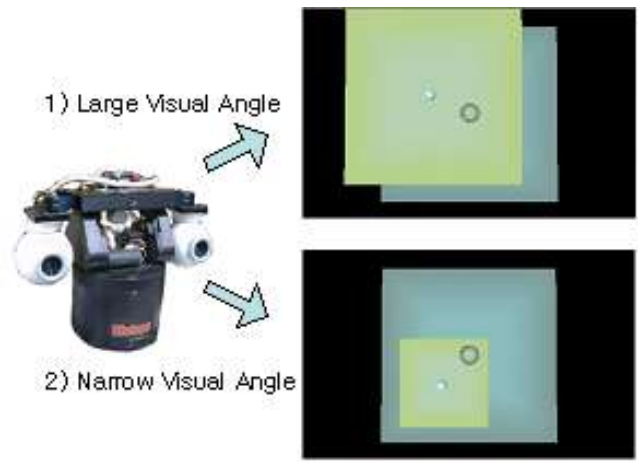
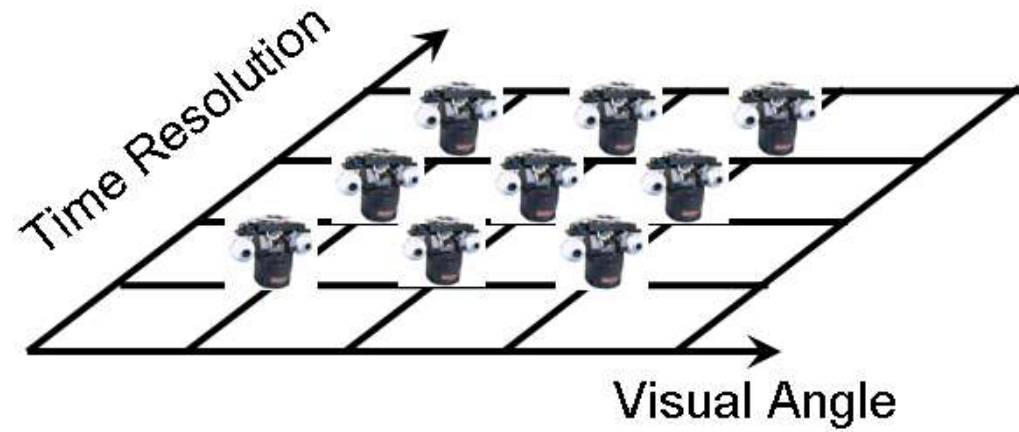


Inclusive relationship between
Schema 1(stopped)& schema 4(circularly)
(1 ⊂ 4)

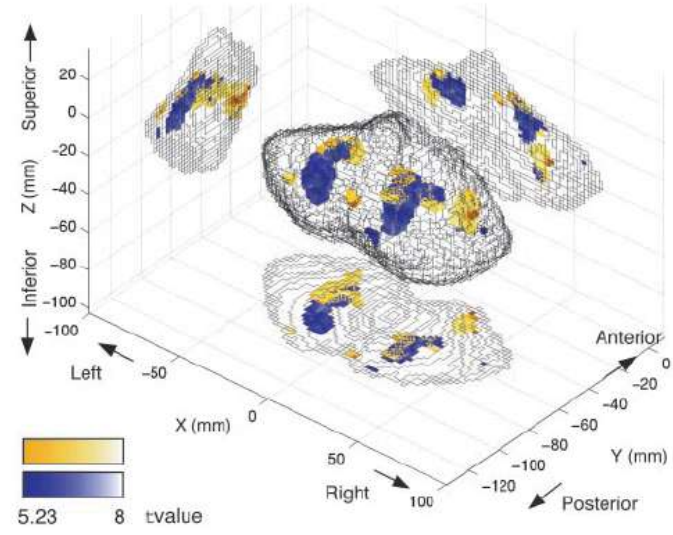


Inclusive relationship between
Schema 3(vertically)& schema 4(circularly)
(3 ⊂ 4)

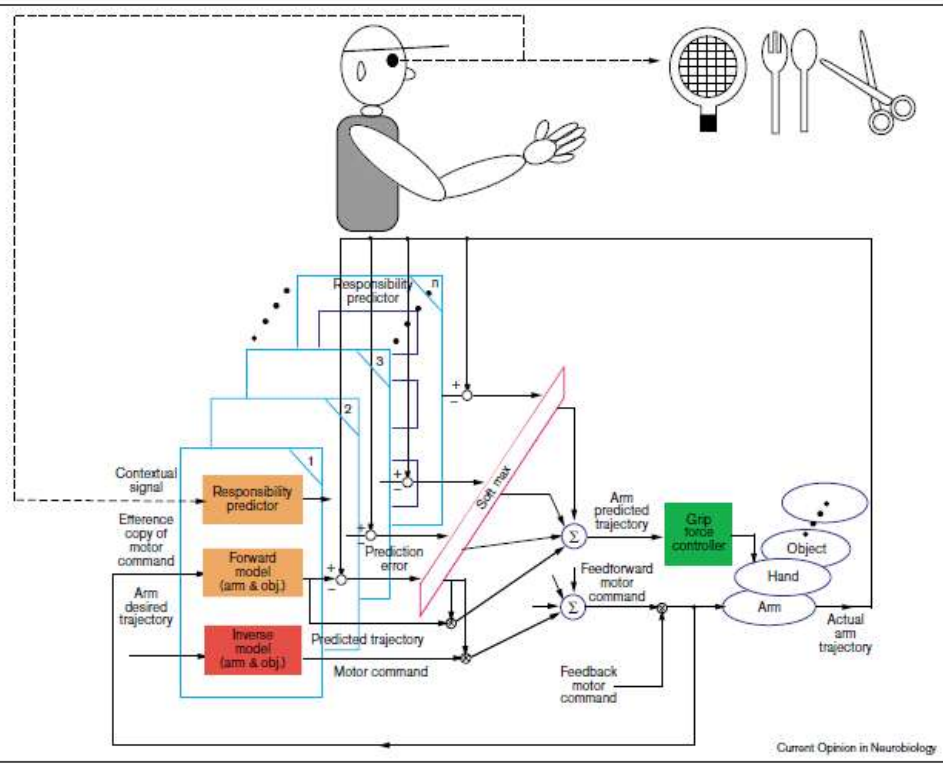
シエマ形成の身体依存性[谷口 '05]



複数内部モデルの 計算論的表現と実証的研究 ～中枢神経系(CNS)における 複数内部モデルの獲得～



Modular organization of internal models of tools in the human cerebellum [Imamizu '03]

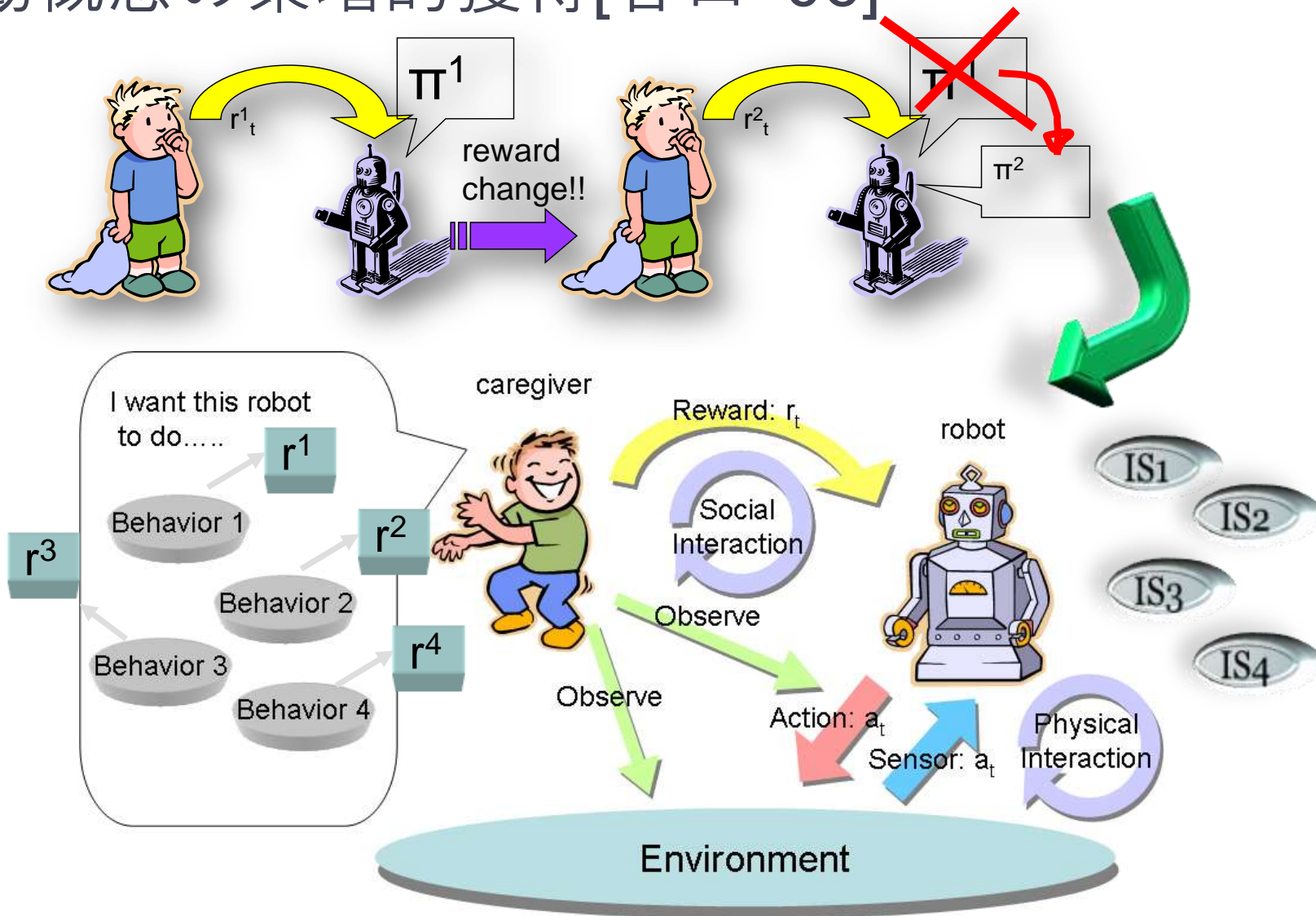


- 予測誤差や先見情報に基づいたベイズ選択で内部モデルが選択され 学習と制御が同時に行われる。
- 小脳を中心に獲得されるとされる。

MOSAIC [Wolpert '00]

Multiple paired forward inverse models [Kawato 99]

強化学習シエマモデルによる 行動概念の累増的獲得[谷口 '06]



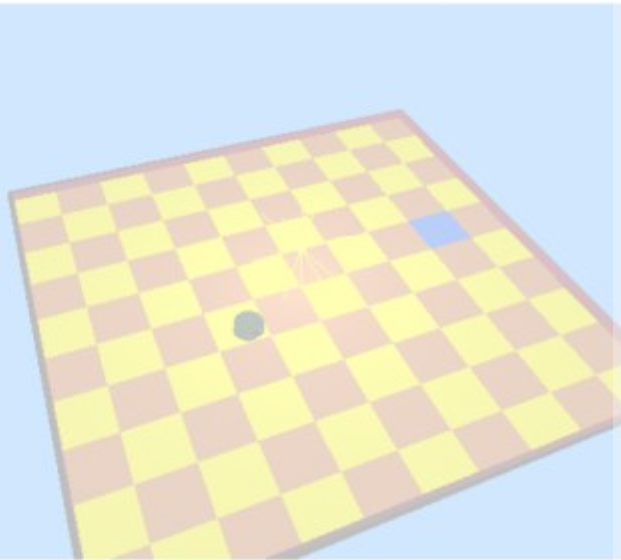
シエマ分化を行動概念獲得への応用

- 行動獲得にシエマ分化の仕組みを適用することにより、多様な行動概念を自律的に獲得させる。
- 予測誤差=>TD誤差と読み替えることで応用する。

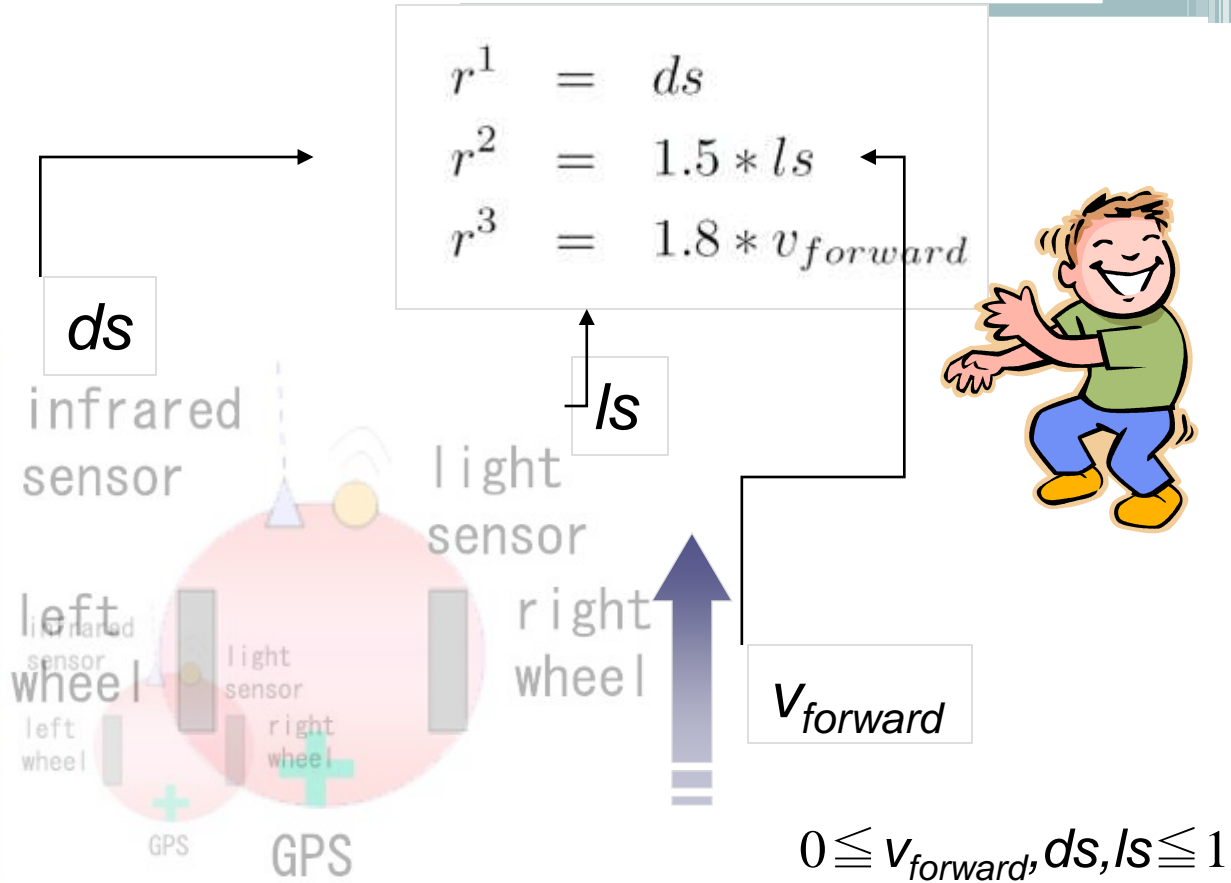
強化学習

- 報酬関数が $r(s_t, a_t)$ に従って与えられる時に将来に渡っての期待累積割引報酬
- を最大化する，方策 $a_t = \pi(s_t)$ を探索する枠組み。
- 具体的な手法としてはQ-learning [Watkins92] やActor-Critic法 [Sutton98] [Kimura98] などがある。
- 多くの枠組みでは**TD誤差**と呼ばれる期待報酬の予測誤差を用いて学習をすすめる。

実験



Webots: 2D simulator



meta parameter for RL
 $\alpha=0.2, \gamma=0.8$
 for Schema model
 $p=0.999, \alpha=0.0001$

(x, y, θ)

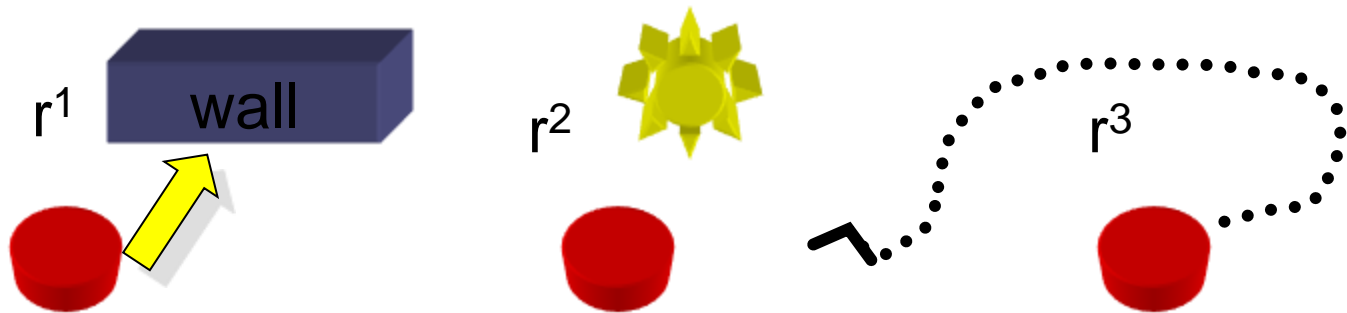
divided into $(6 \times 6 \times 6)$ parts

S_t

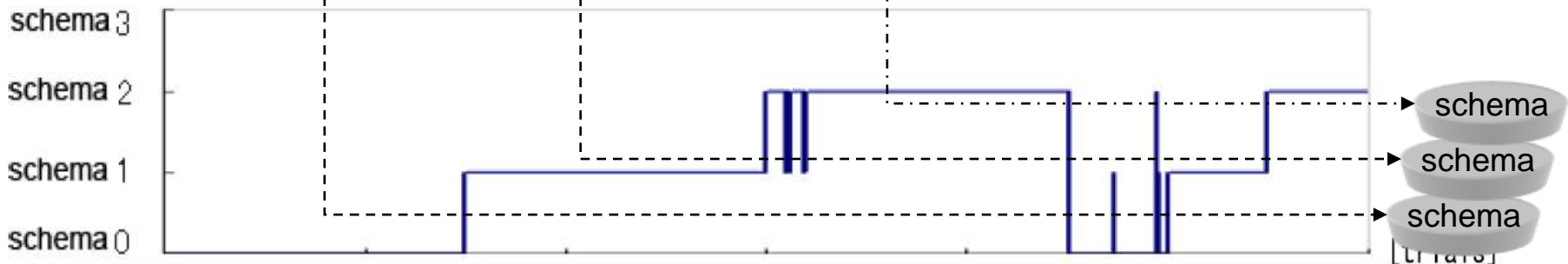
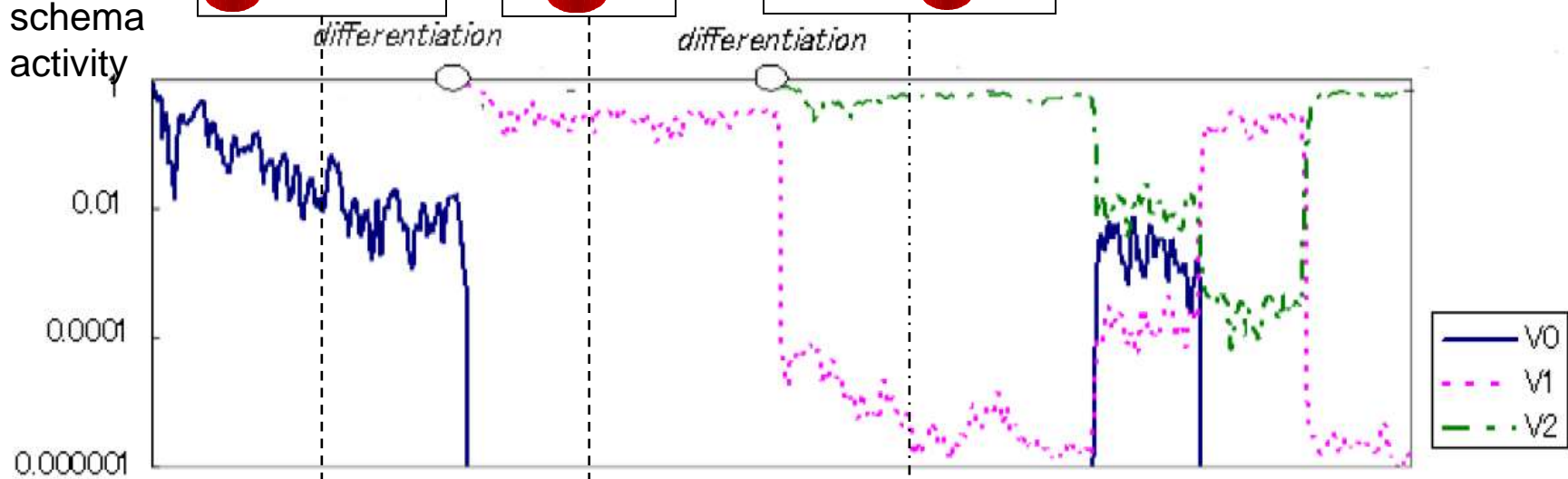
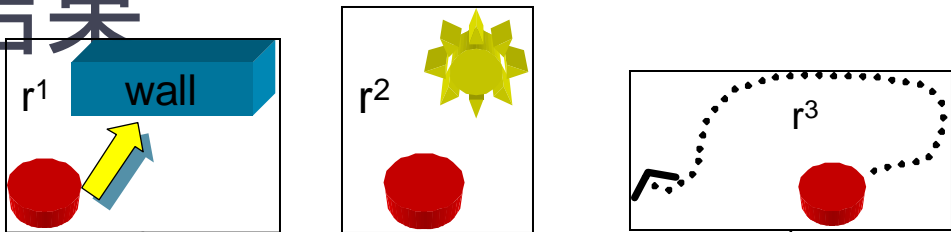
action output is also divided into 5 representative output. $\{forward, back, turn\ right, turn\ left, stop\}$.

実験条件

- 報酬関数は r^1 ($0 < \text{trial} \leq 750$), r^2 ($750 < \text{trial} \leq 1500$), r^3 ($1500 < \text{trial} \leq 2250$) の順で切り替えた。つづいて、それぞれの報酬関数が 250 trials 毎に切り替えられた。
- 三つの報酬関数を準備する。
 - R1: 壁の側に餌があるとして、壁によれば報酬
 - R2: 光源からエネルギー補給があるとして、光に向けば報酬
 - R3: 走り回れば報酬



実験結果



シエマの切り替えには常に2000step程の時間遅れが伴われていた。
 (シミュレーション内の時間では800[s]=13分ほど・・・)

ard
 runction

Contents

1. はじめに
2. シェマモデルによる概念形成
3. 非分節動作系列からの模倣学習
4. コミュニケーションの創発
5. まとめ：記号創発システム

模倣対象となる動作系列の抽出



- ロボットの模倣学習についての研究の多くでは, ロボットが真似るべき動作系列の分節は明示的に与えられる.
- しかし, 自然な人間-ロボット相互作用を通じた学習を実現するためには, ロボットが自分自身で, 「何を真似るか?」を抽出出来なくてはならない.

*An example of
a user's continuous motion*

連続的に与えられる人間の動作を
適切に分節化して「真似る」仕組みが必要

両親の明示的な分節化の無い行動系列から 模倣学習を通して様々な動作を学習する幼児

(1 year 8 month old)
presenter's son

- 人間の子供は親の日常的な行動を観察し、またインタラクションすることで模倣すべきセグメントを抽出し自律的に(勝手に)真似る.
- これを通じて、明示的な教示なしに子供は様々な動作パターンを獲得する.
- 彼らは日常のインタラクションの中に埋め込まれた何らかの構造を利用して、それらを行っているはずである.



bowing

Bye-bye!!



Cleaning

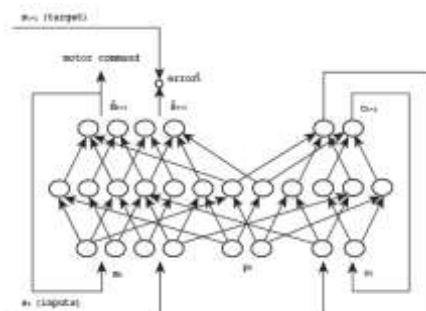
動作の分節化と特徴的動作の抽出

- 先行研究

- 視覚的分節境界によるプリミティブ集合の定義[Rubin '85]
- 関節角の速度が0を跨いだ点で分節[Fod '02]
- 特異スペクトル分析による分節 [櫻井 '08]
- 線形ダイナミクスを単位とした分節[Li '02, Wolpert '03]
- RNNPBによる分散表現 [Ito, et al. '06]

- 意味のある分節化の単位とは何か？

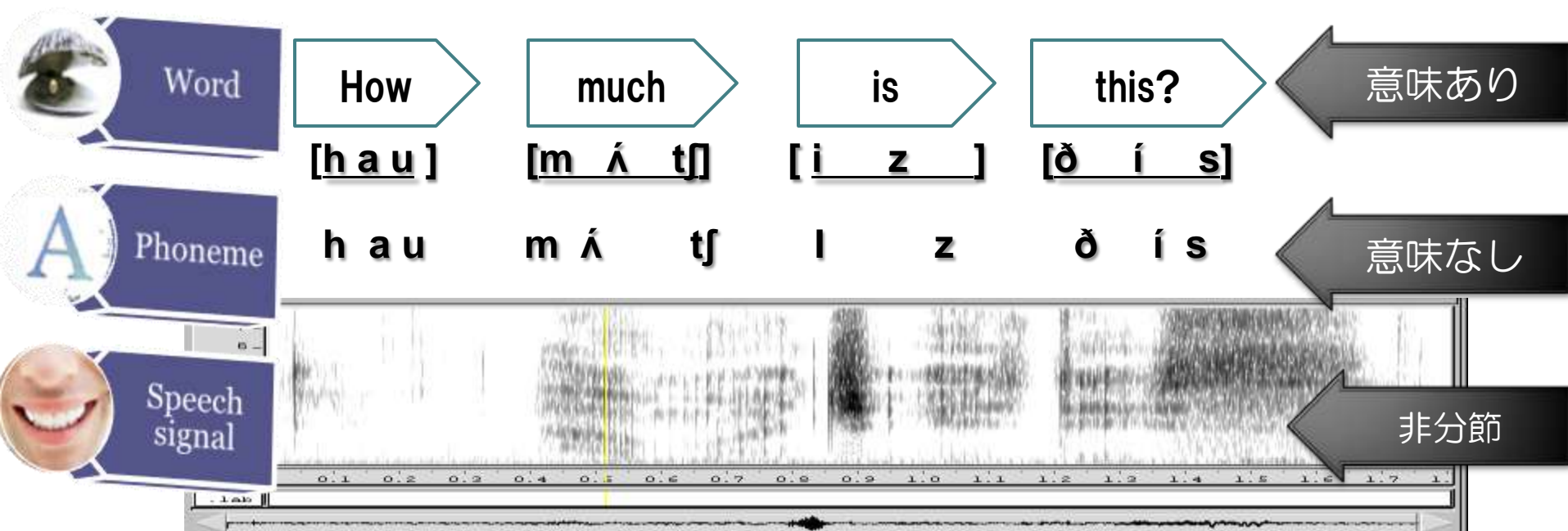
- 低次の動作要素と高次の動作要素[Barbic '04]
 - ・ 低次の動作要素・一連の動作の部品, 意味はない.
 - ・ 高次の動作要素・人間にとって意味のある単位



記号論における二重分節構造概念

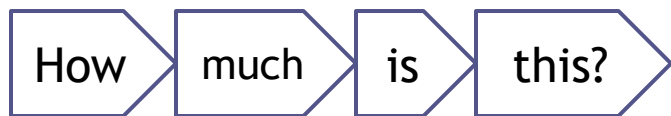
(音声言語に含まれている構造)

- 二重分節と意味のある分節
 - 音声信号は高次の連続した時系列情報である。
 - 音声信号は音素(phoneme)の系列として捉えられる。
 - 人々は通常、音素には意味を与えず、ひとまとまりの音素列である単語(word)に意味を与える。

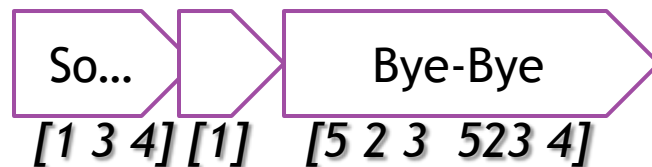


[Basic Idea]

音声言語と人間動作についての計算論的同型性仮説



音素系列 => 単語列



動素列 => 高次の動作要素列

(2) Word extraction from documents

h a u m á tʃ l z ð í s

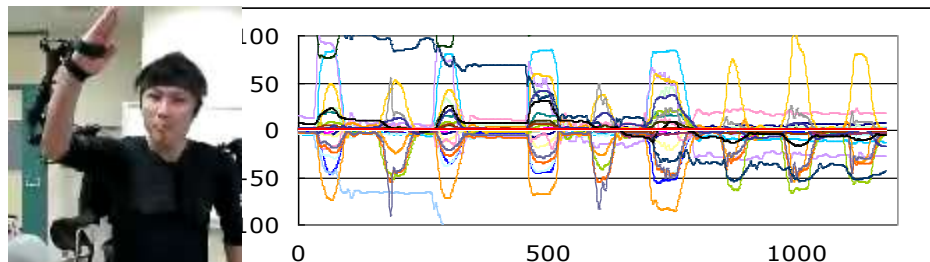
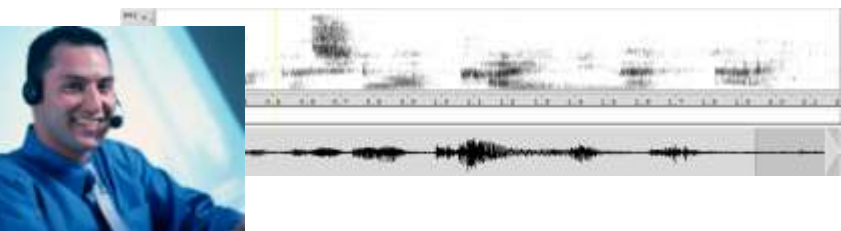
1 3 4 1

5 2 3 5 2 3 4

(1) Probabilistic model e.g. HMM

音声信号 => 音素系列

非分節人間動作=>
低次の動作要素 (動素列)



Overview of Proposed method

(2) 文章からのキーワード抽出

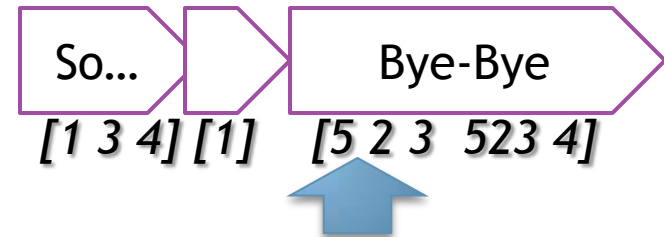
教師無し形態素解析手法により
低次の動作要素を再結合させ
高次の動作要素を獲得する

(1) 確率モデルによるモデル化 e.g. HMM

有限個の隠れ状態をもつ確率モデル
により低次の動作要素列を学習・
変換

(0) 時系列情報の取得と低次元化

動作観察により時系列情報を取
得し特徴量を低次元化して得る

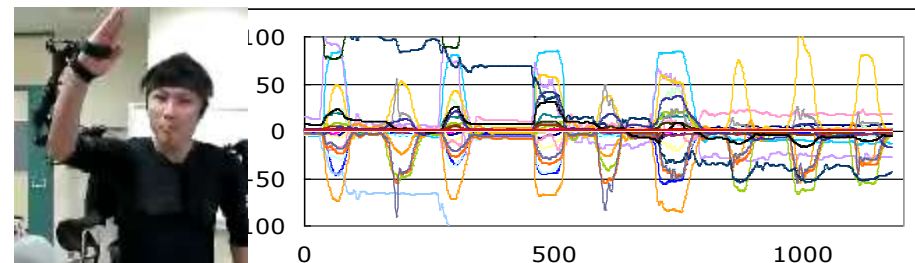


動素列 => 高次の動作要素列

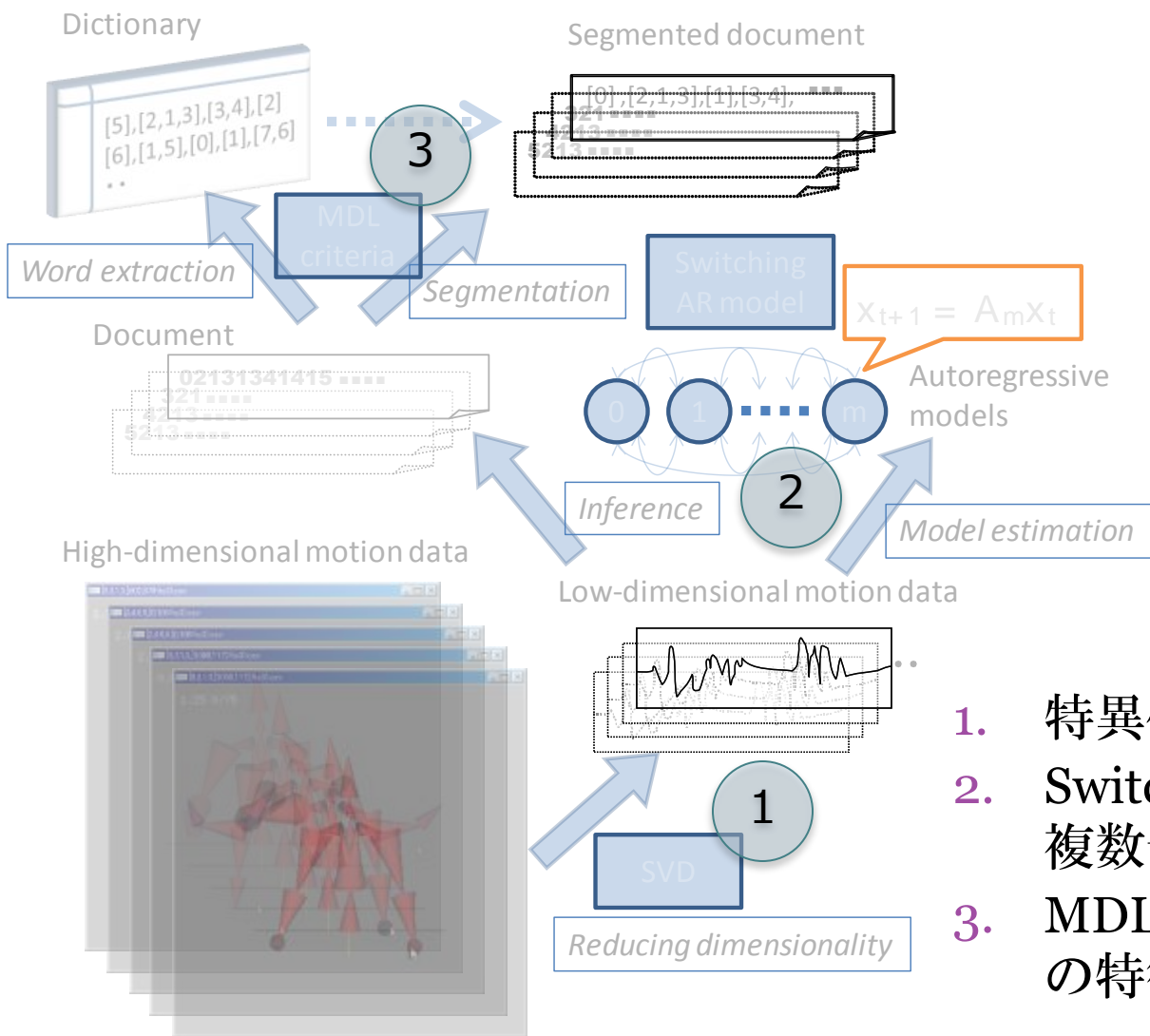
1 3 4 1

5 2 3 5 2 3 4

非分節人間動作=>
低次の動作要素（動素列）



手法の概観図



1. 特異値分解による低次元化
2. Switchin AR model による複数予測モデル遷移でのモデル化
3. MDL基準によるN-gram統計からの特徴的動作抽出

実験条件

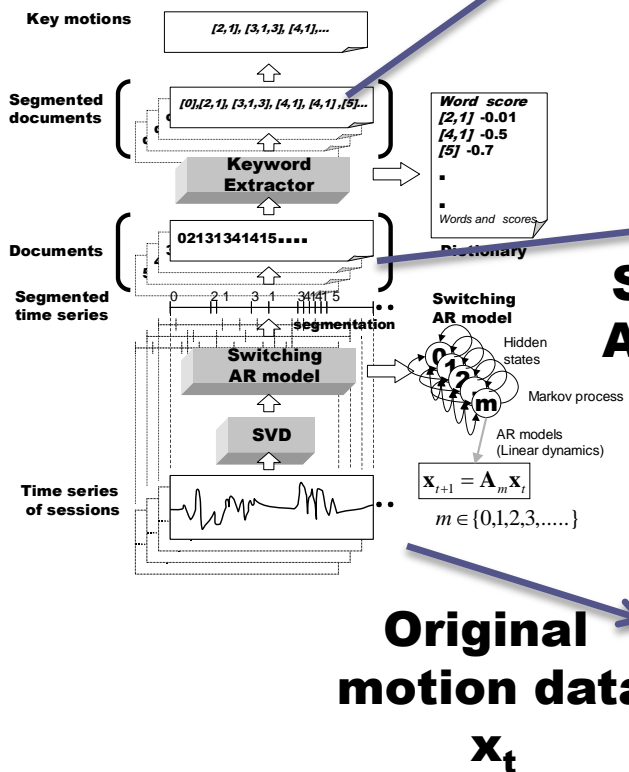


- 人間の上半身動作をGypsy 5 Torso (Meta motion)により記録した.
- 合計5セッションの提示を行った. 各セッションは20[s]の動作提示よりなる.
- 動作提示者には各セッションでは主に二つの動作(“Hi(オッス)”と“shrug(肩すぼめ)”)を提示するように求めた.
- 12関節のオイラー各, 合計36次元データの時系列を対象の学習データとした.
 - 含まれる関節
頭, 腰, 首, 胸, 鎖骨*2, 肘*2, 肩*2, 手首,*2
- SVDで4次元に低次元化, ARモデル数は12, 指数平滑化定数は0.8とした.
- キーワード抽出手法の f_0 値は2とした.

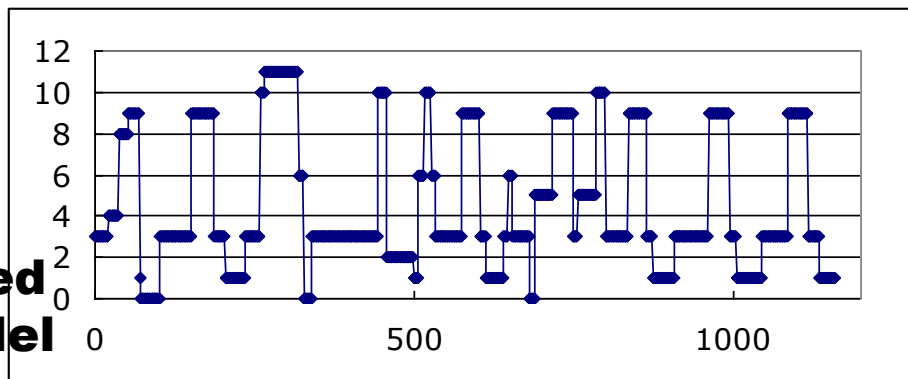
処理プロセス例 (session 1に対する入出力)

document

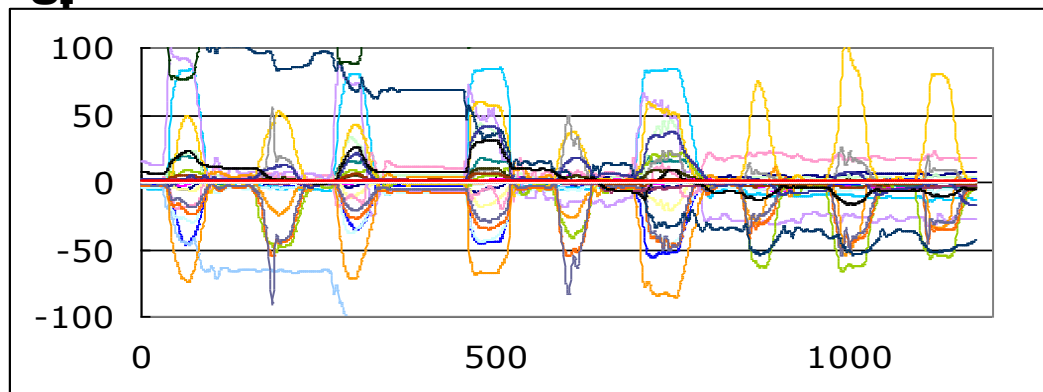
```
[[3, 4, 8, 9], [1], [0], [3], [9, 3, 1, 3], [10], [11], [6],
[0], [3], [10], [2], [1], [6], [10], [6], [3], [9, 3, 1, 3],
[6], [3], [0], [5], [9], [3], [5], [10], [3], [9, 3, 1, 3],
[9, 3, 1, 3], [9], [3], [1]]
```



Selected AR model



s_t^*



Original motion data x_t

最終的に獲得された辞書と切り出された動作例

最終的に獲得された辞書

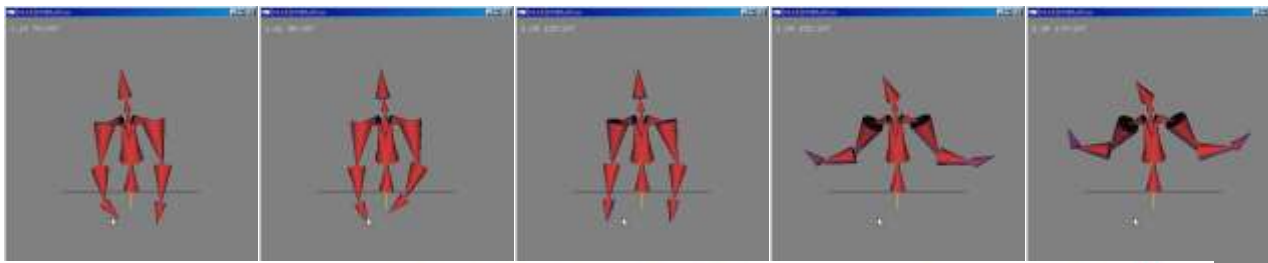
{[4]=>3, [10]=>12, [1]=>34, [0]=>16, [6]=>10, [3]=>47, [9]=>30,
[2]=>3, [11]=>4, [9, 3, 1, 3]=>12, [3, 4, 8, 9]=>3}

キーワードに相当した動作系列

頻度



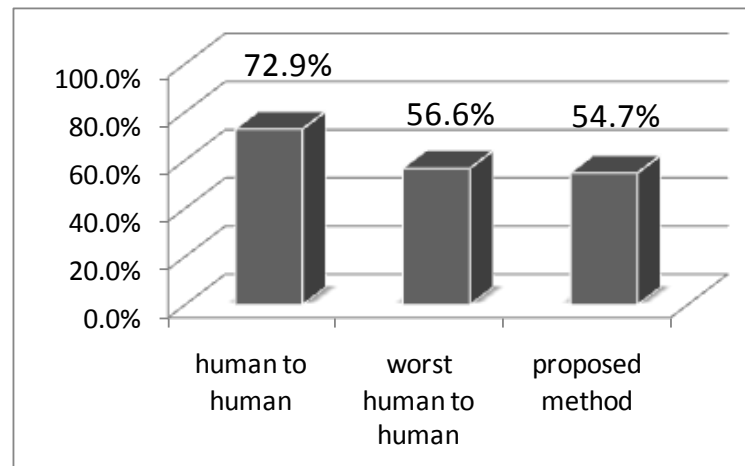
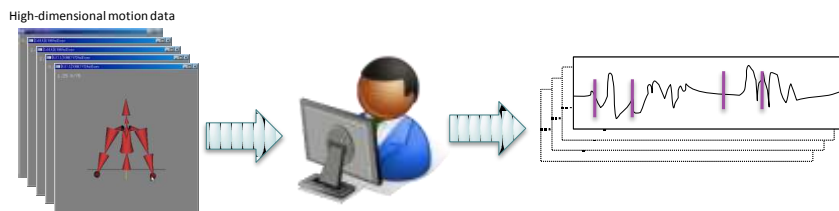
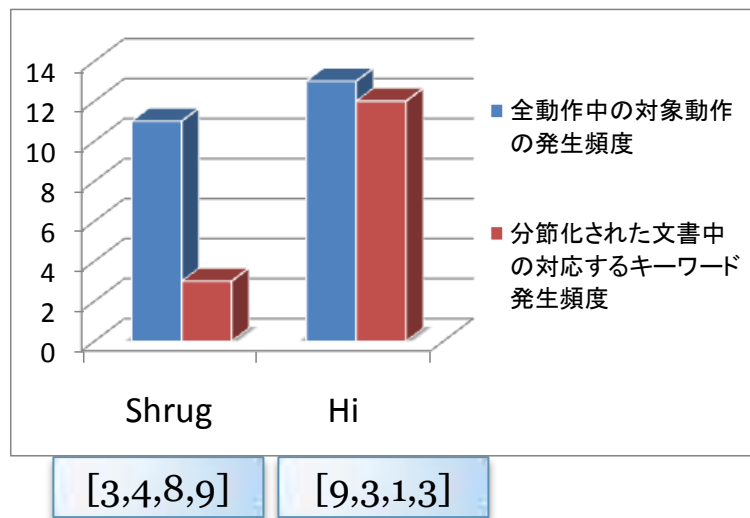
[9,3,1,3] として分節化された動作 (Hi モーションに相当)



[3,4,8,9] として分節化された動作 (Shrug モーションに相当)

実験結果の検討

- SVD->SARM->MDLという一連の流れで人間の上半身動作から特徴的動作を抽出する事が出来た.
- 提示したすべての対象動作が抽出されたわけではない。(再現率が低い, 適合率は高い)



抽出結果と人間被験者の認識結果の比較 →

Contents

1. はじめに
2. シェマモデルによる概念形成
3. 非分節動作系列からの模倣学習
4. コミュニケーションの創発
5. まとめ：記号創発システム

集団における共同タスクにおける 他者意図推定(コミュニケーション)

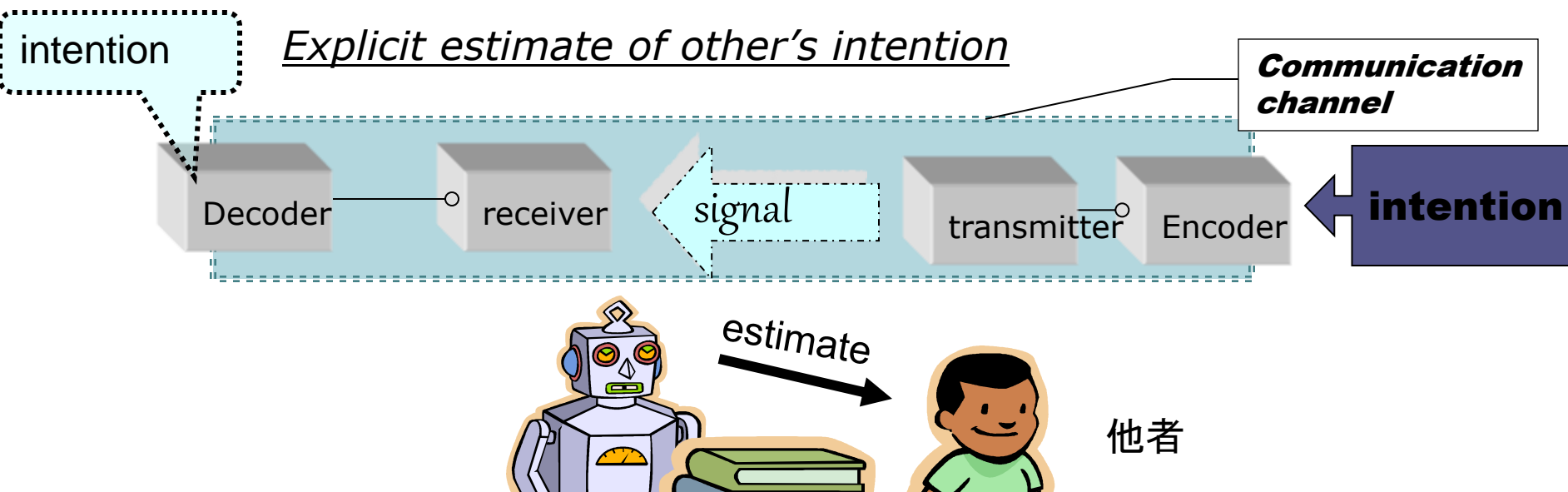
- (例) **leader** が意思決定を行なう集団を考える.
 - leader は集団が達成するGoalを決める. could achieve.
 - 他の参加者はleaderのGoalを達成しようと行動する.
- もし, 全ての参加者が同じGoalを共有できれば, 共同タスクが上手く達成される方向へと進行する.

Followers



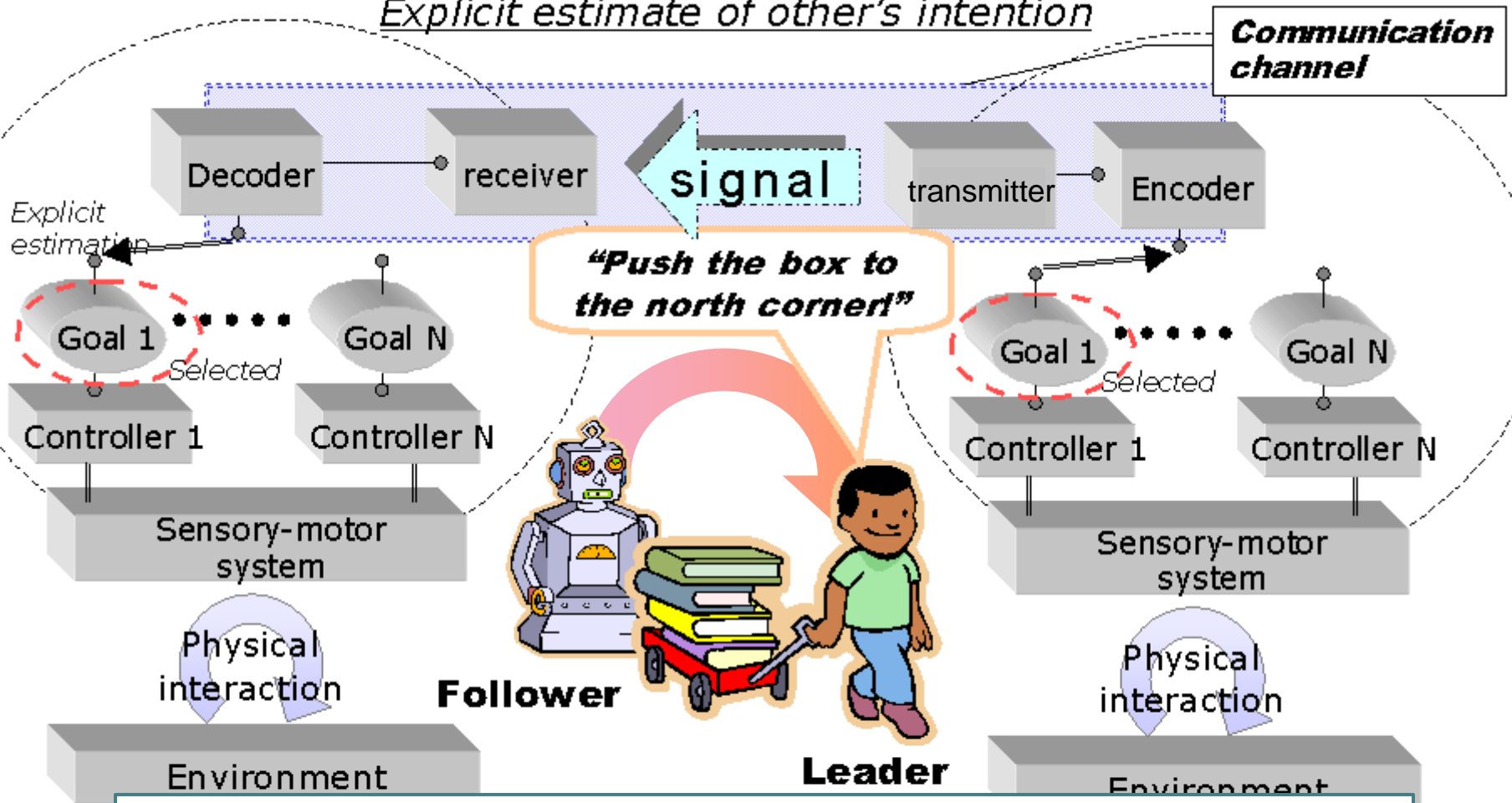
明示的な他者意図理解(explicit estimation)

- 他者の意図を理解するための、一つの解決策は他者が定義され共有されたコード表に基づき自らの意図を信号として発信する。
- この Shannon-Weaver の一般コミュニケーションモデルのアナロジーに基づくコミュニケーション描像では、コード表の共有が必要となる。
- 他者がGoalを変える度に必ず信号を出すことが必要になる。



明示的な他者意図理解のスキーマ的表現

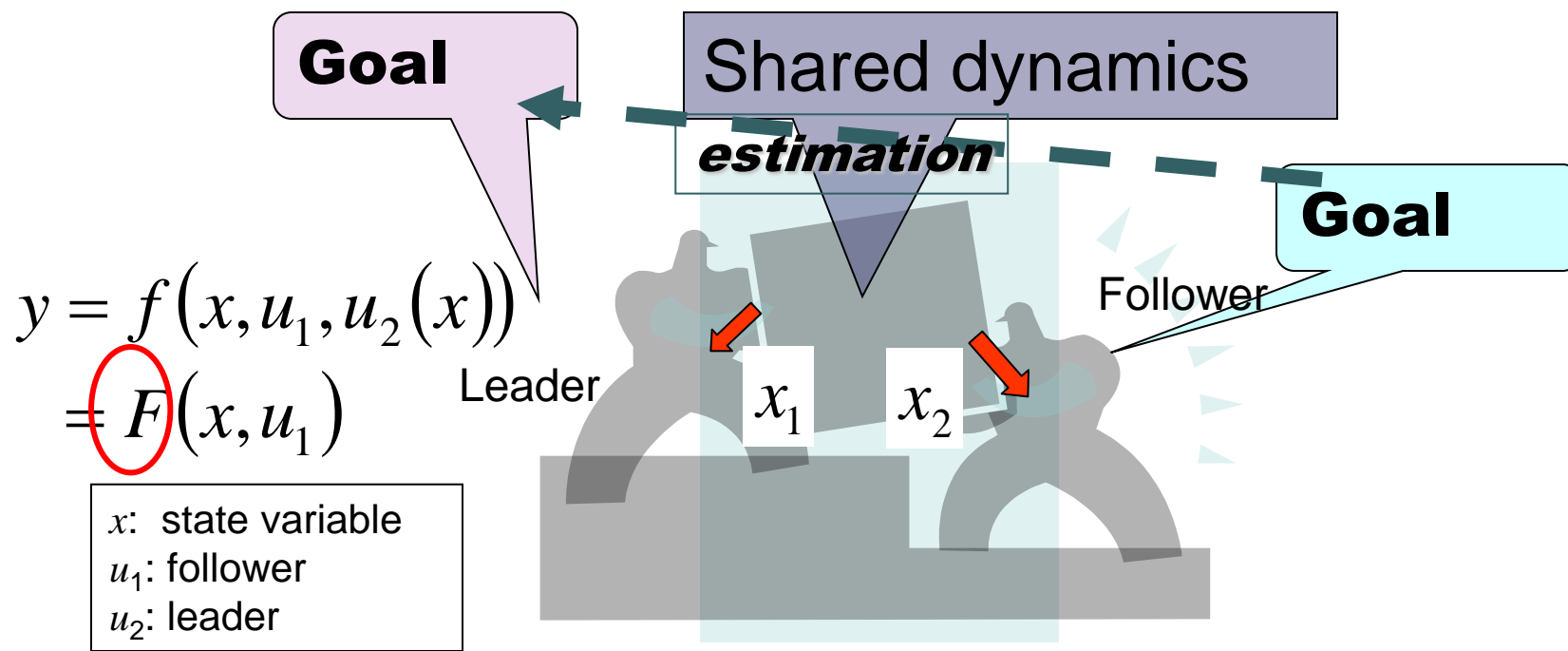
Explicit estimate of other's intention



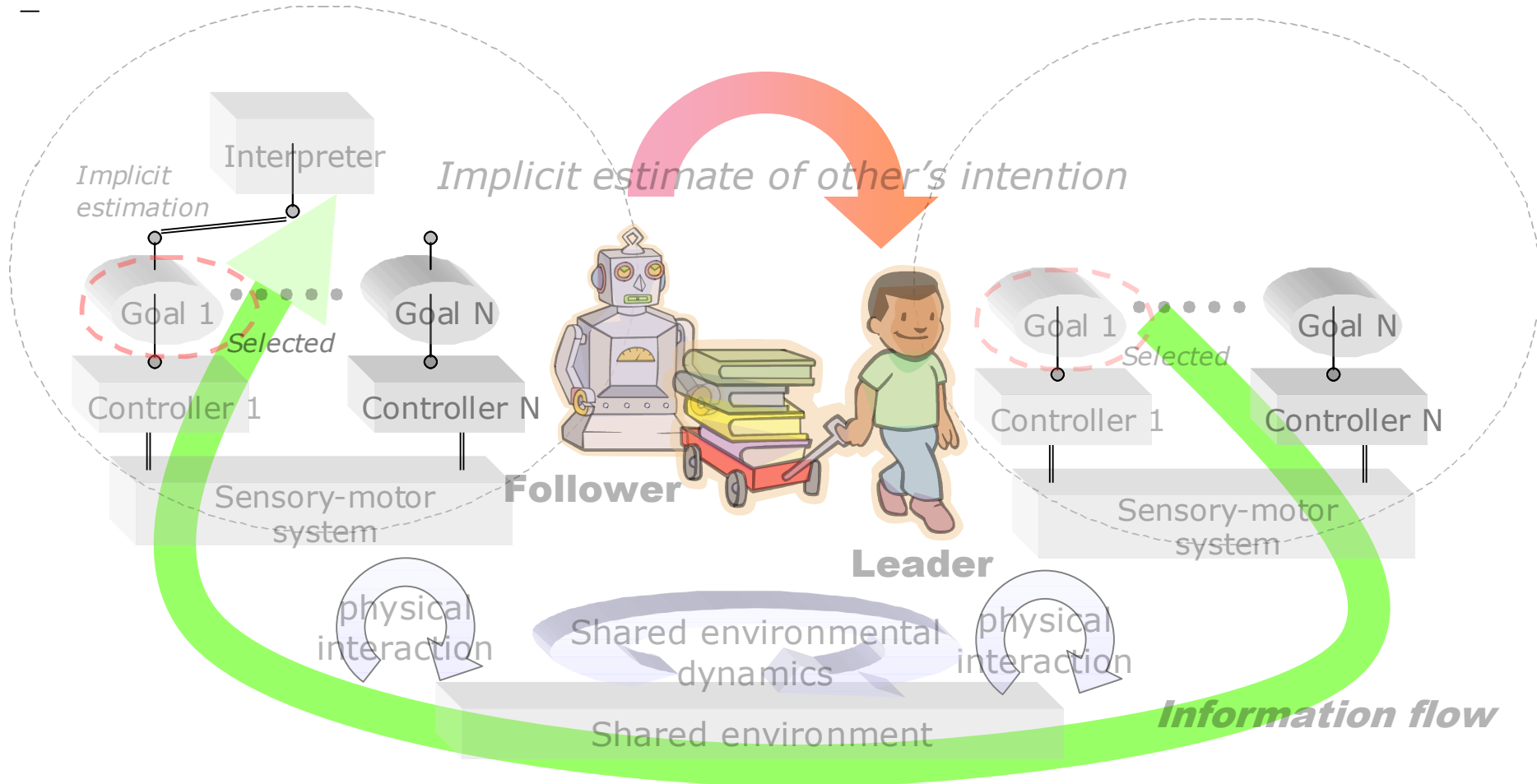
しかし、実際の人間の共同作業において他者理解はこのような形のみでは成り立っている訳ではない。

暗黙的な他者意図理解 (Implicit estimation)

- 人間はしばしば一言も発さずに共同作業を実行する事が出来る.
- 人間は他者意図の変化を共有している物理ダイナミクスの変化を感じ取り, 意味づけする事で読み取る事が出来ると考えられる.

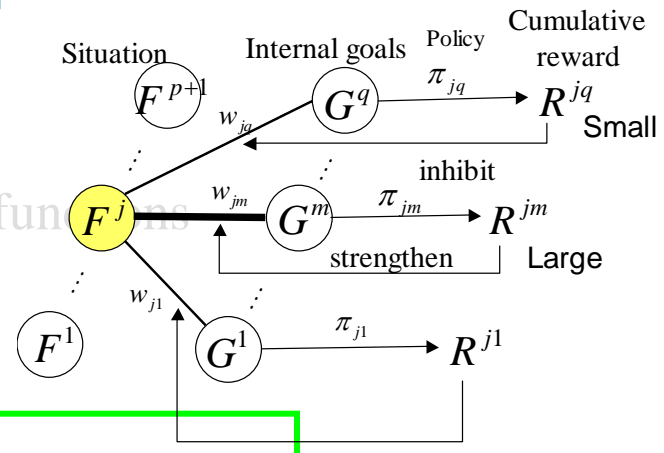


暗黙的な他者意図理解のスキーマ的表現

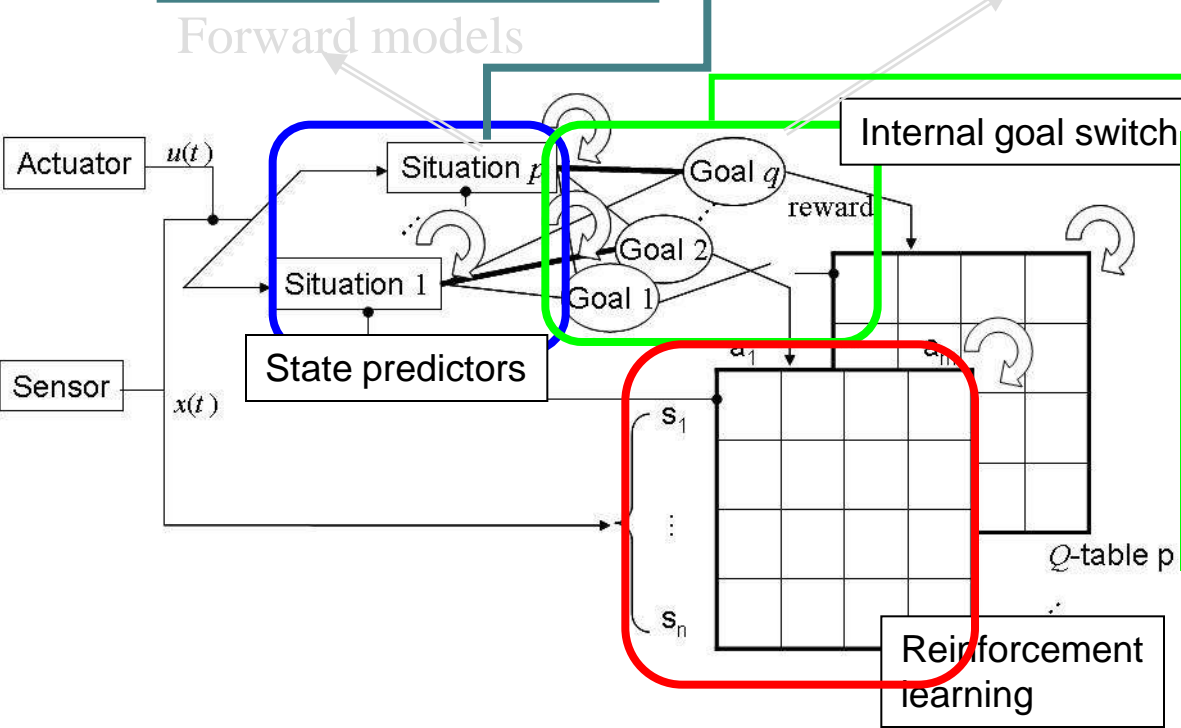


Situation-sensitive reinforcement learning (SSRL)

1. 状態予測器 [$y_{t+1} = F^i(x_t, u_t)$]
2. 内部目標切り替え器 [$r_t = G_m(x_{t-1}, x_t)$]
3. 強化学習モジュール [$Q^{im}(x_t, u_t)$]



複数内部モデル

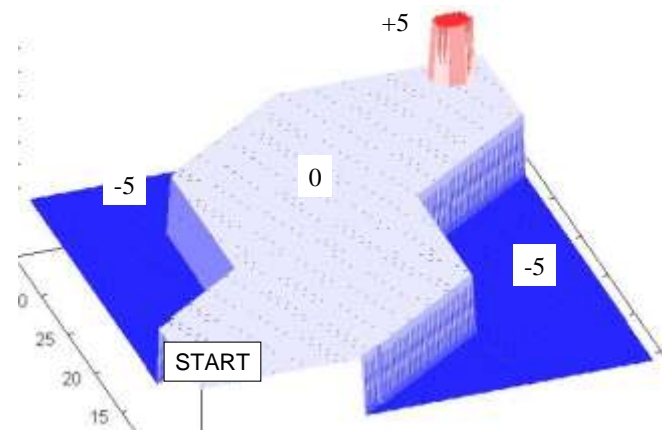
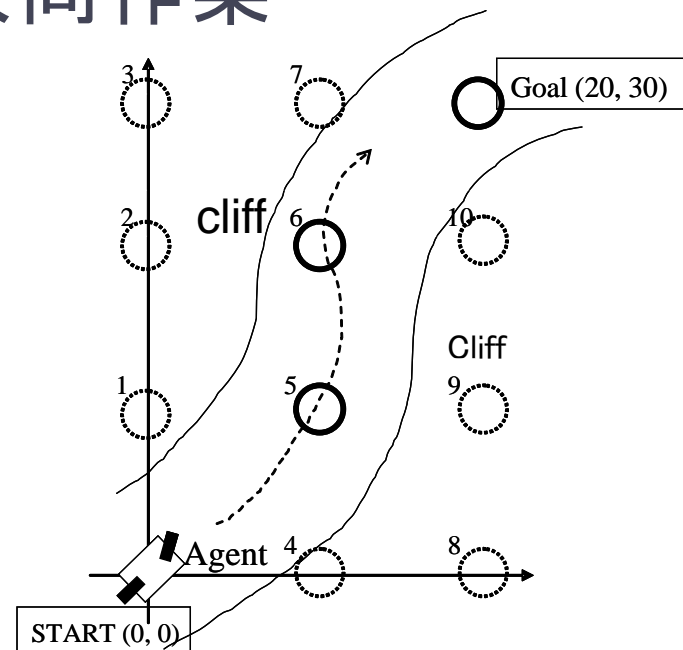


- 内部目標 ($r = G^m(s, a)$) は F^j と G^m の間の結合強度に基づいて選択される (Boltzmann selection)
- 結合強度は累積報酬に基づいて更新される。

シミュレーション実験

Leaderの意図変化を含んだ共同作業

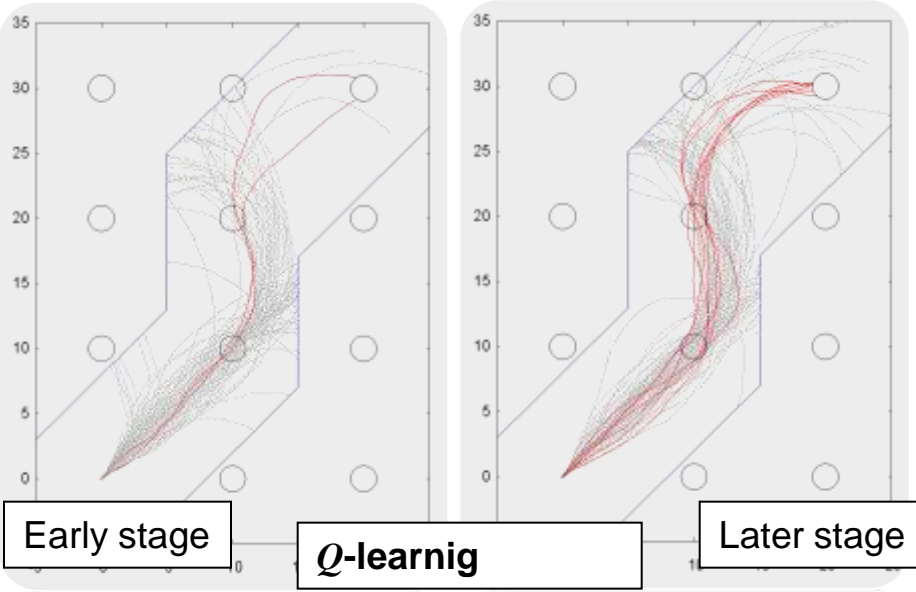
- Follower はSSRLを用いることでLeaderの行動目標(サブゴール)の変化を読み取る事が出来る.
- Leader はQ-learningを用いて最終的なゴールまでの経路学習を行なう.
- Leaderの報酬関数は右図で与えられる.
- この仮定の下で集団は「一言も発さずに」最終的なゴールへ向かう学習を行なう.



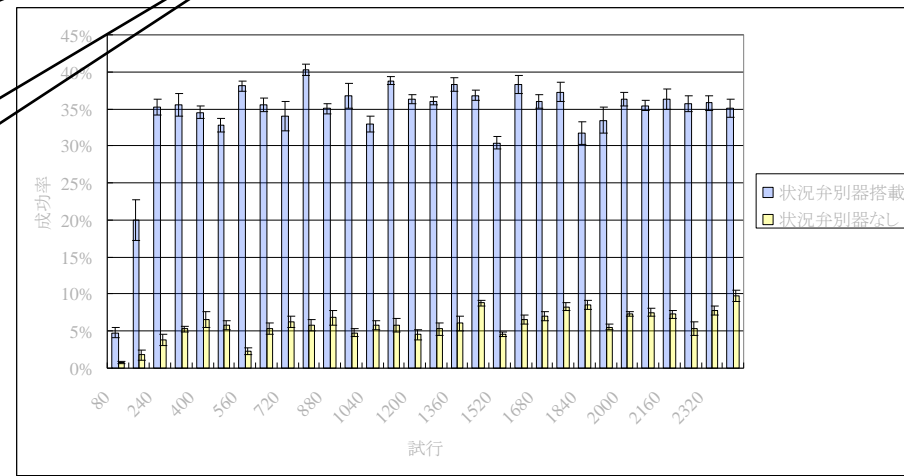
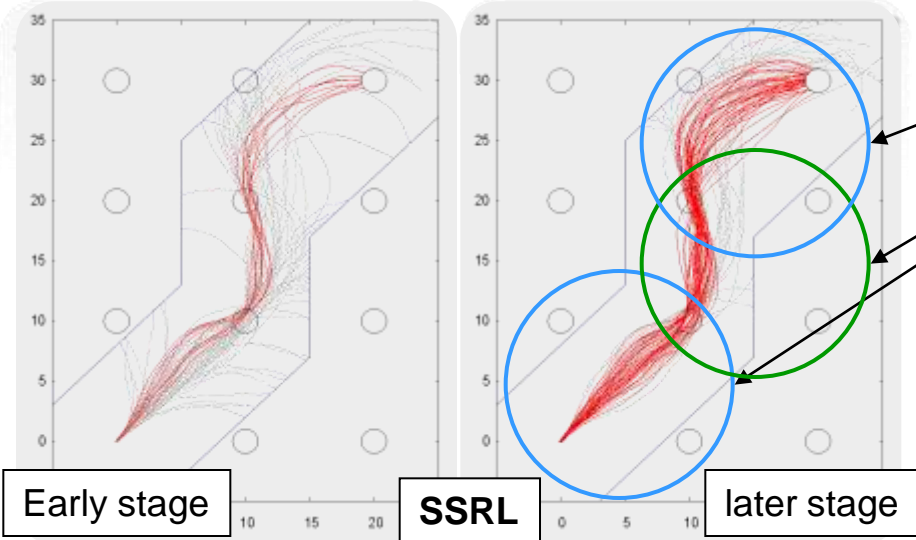
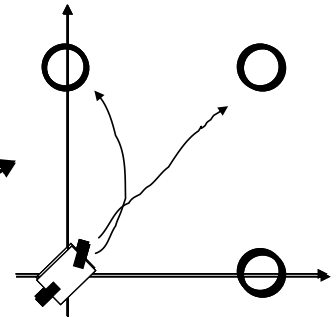
Result

● 台車の軌跡

- 単純なQ-learningと比較してSSRLはFollowerがLeaderの意図を汲み取り共同作業を達成できるようにしている事がわかる。

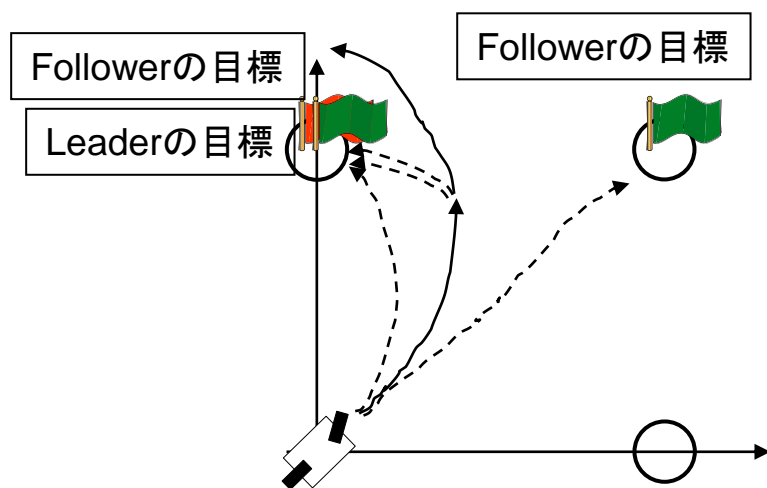


Gray: 失敗試行
Red: 成功試行



暗黙的な他者意図推定からボトムアップな 明示的な他者意図推定の形成へ

- タスク成功率が40%付近で上げ止まるのは，Leaderの意図をダイナミクスから読み取るときに不可避な時間遅れが存在することによる。=>気づくのが遅くて，崖からおちる・・・
- 累積予測誤差に基づいて行動選択を行うモジュール型学習モデルで一般的な問題。



遅れによるタスク失敗例

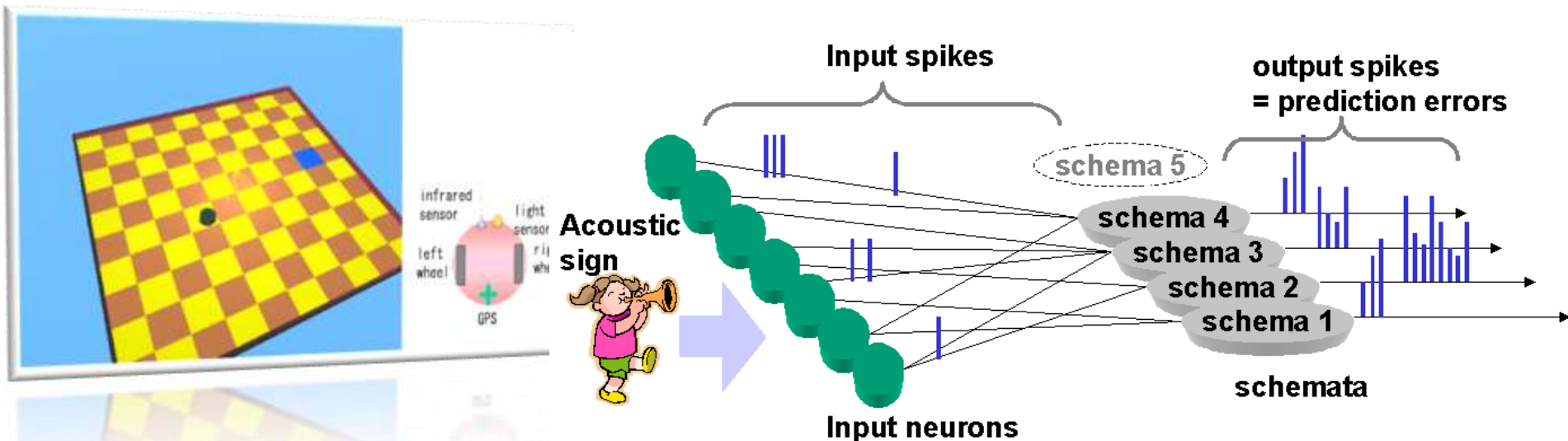
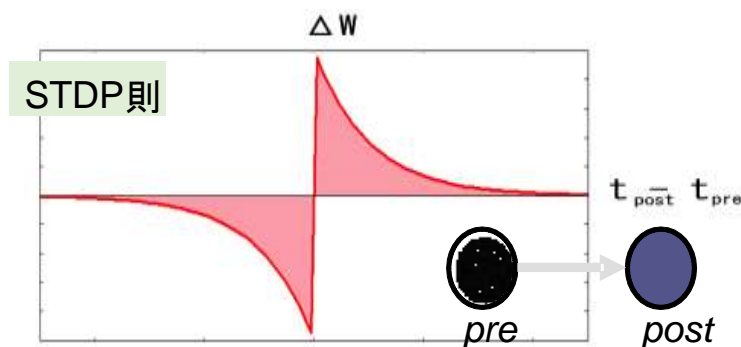
Leader が行動を変える寸前に
必ずならず音などがあれば
それを「サイン」として利用し
Followerは制御器を切り替えればよい。



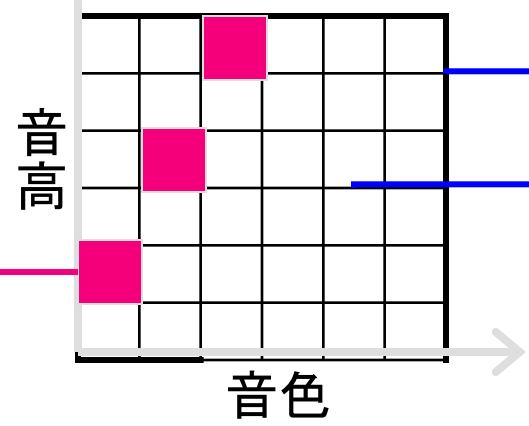
インパルス刺激に基づく累積予測誤差の予測

STDPを用いたインパルス刺激に基づく 累積予測誤差の将来予測

- **STDP** 大脳新皮質や海馬で見つかった, 神経ネットワークの学習ダイナミクス [H. Markram et al. 97]
- pre-postの順で発火すると増強され, post-preの順で発火すると減弱する.
- STDP学習則はスパイク入力条件下に於ける, 過去と将来の主観的予測誤差(TD誤差)の重み付き平均値の差の期待値をシナプスの重みに学習する事が出来る事が数理的に証明できる.



状況の切り替えと同時に“音”を鳴らす



音(1,2) ⇒ 状況1
音(2,4) ⇒ 状況2
音(3,6) ⇒ 状況3

壁際にエサ (状況1)



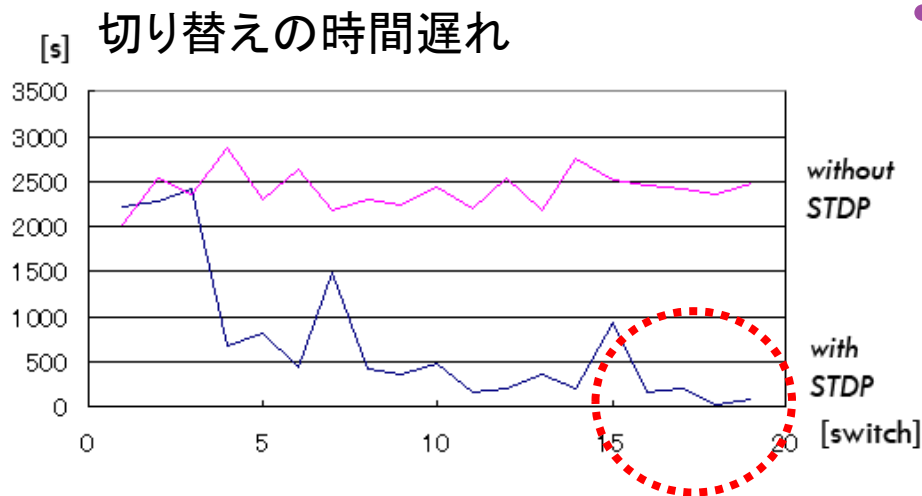
プー



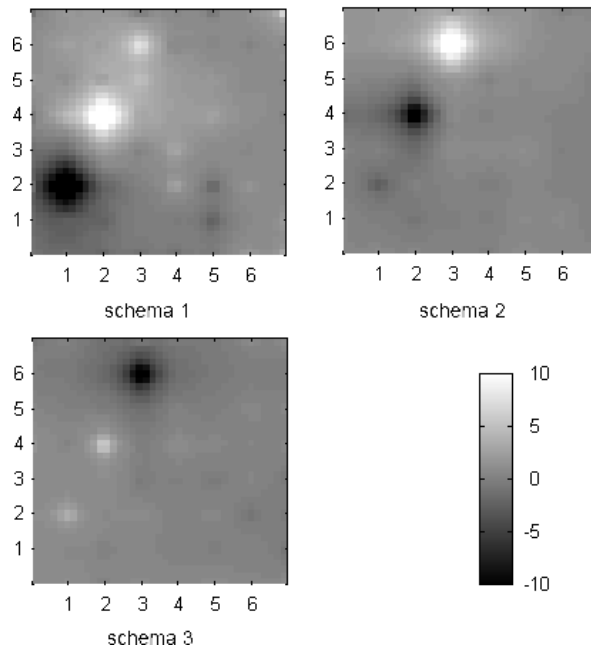
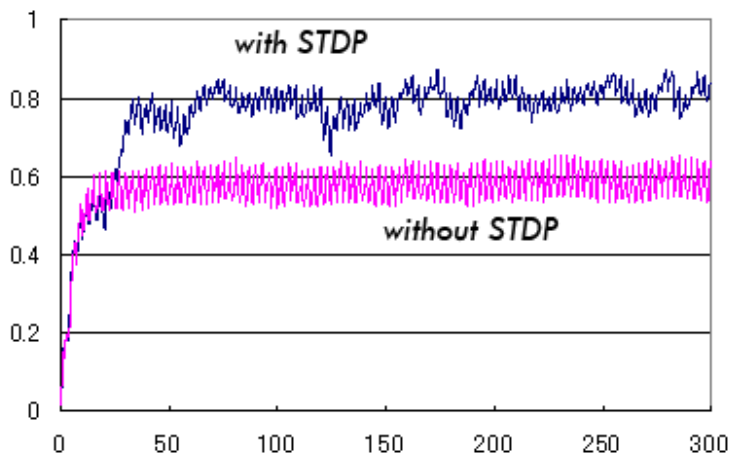
※上の3つの以外の音は状況変化と時相関の無いランダムノイズとして与えられる

サインの利用による短時間でのシエマ切り替え

- エージェントに認識される状況の変化に時相関の有る音のみを、多くのノイズの中からSTDP学習則により可塑的に状況変化のサインとして切り出して利用できるようになった。



報酬平均の変化

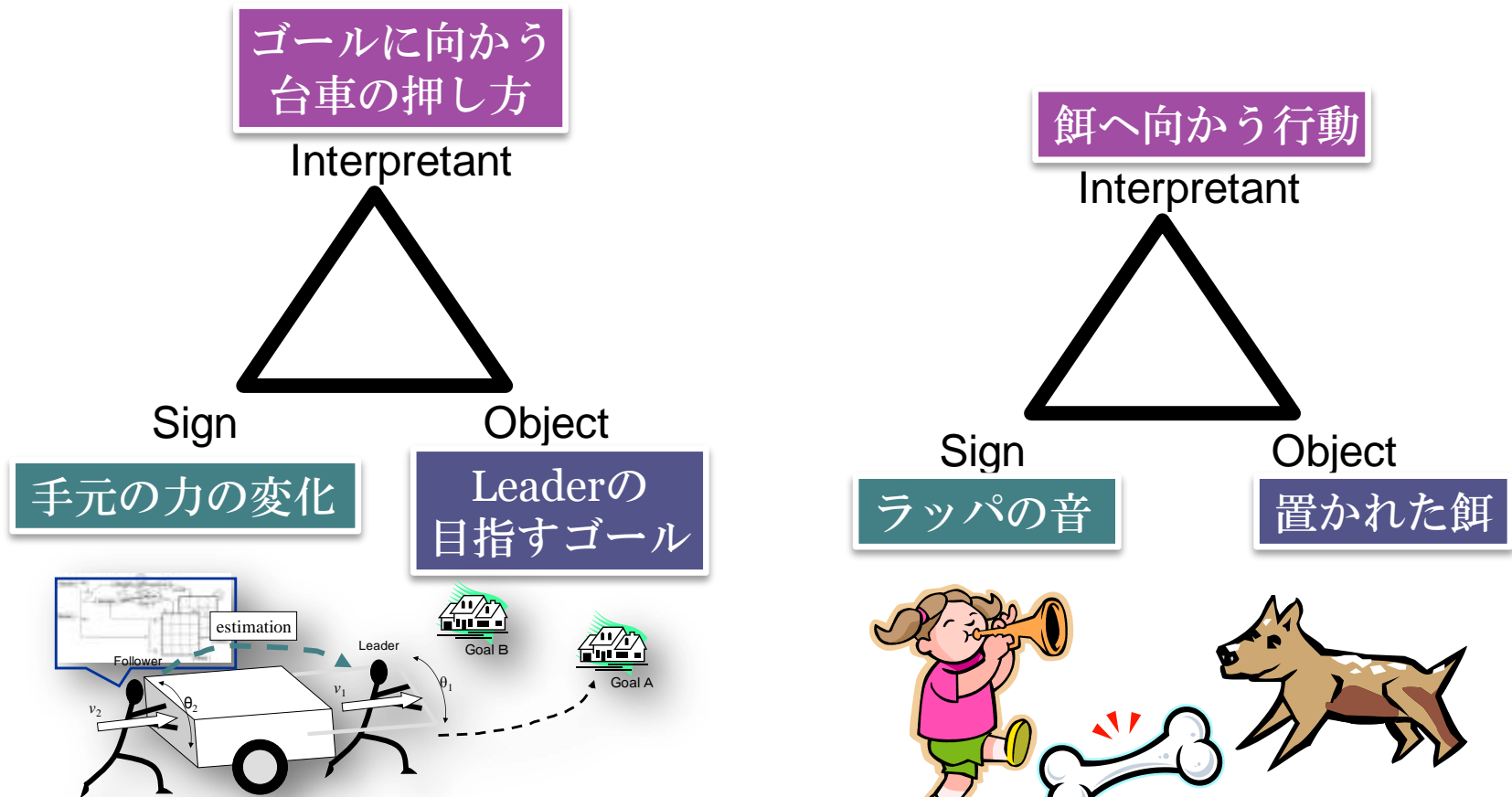


Contents

1. はじめに
2. シェマモデルによる概念形成
3. 非分節動作系列からの模倣学習
4. コミュニケーションの創発
5. まとめ：記号創発システム

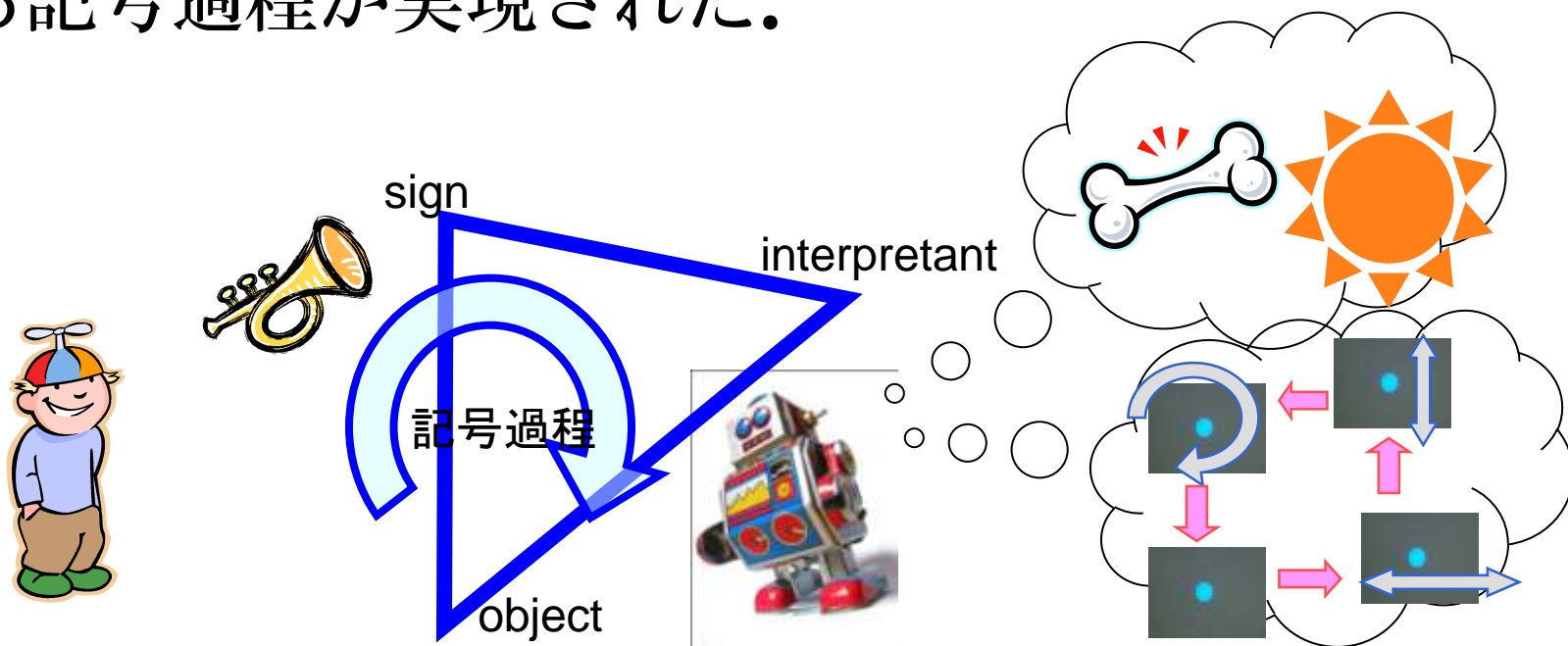
記号過程の創発

- 自己閉鎖的な環境適応能力に基づいて、ボトムアップにコミュニケーションのためのローカルな記号を集団内で形成していくことができる。



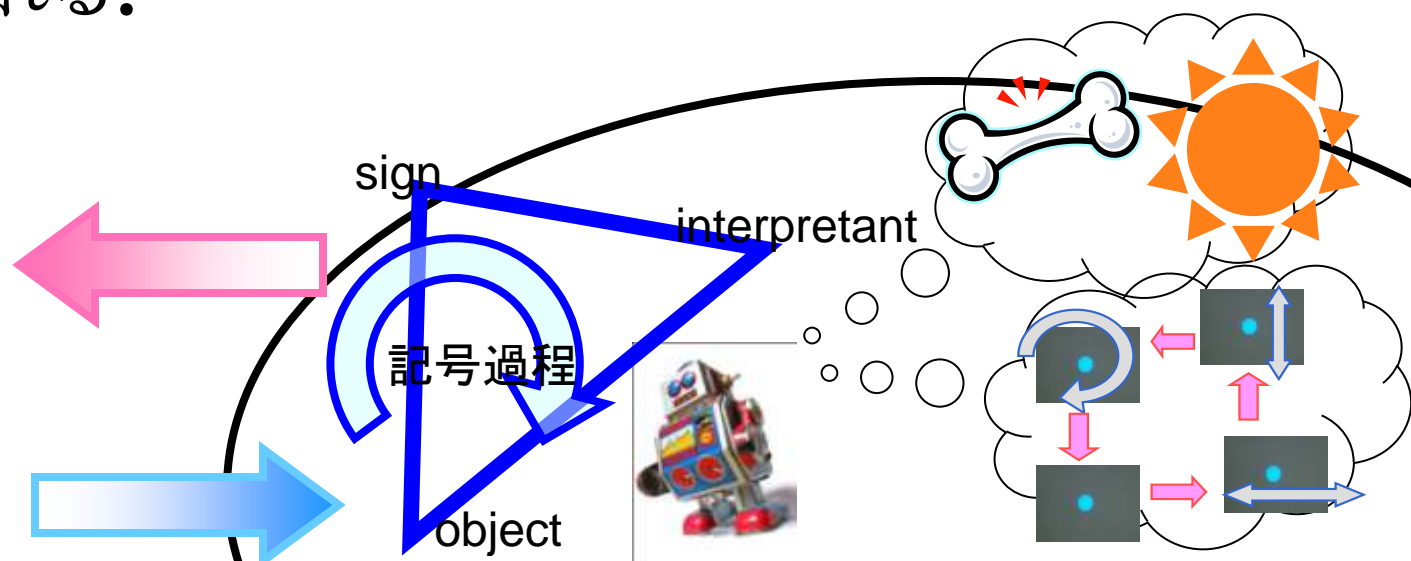
記号過程の創発

- 自律ロボットが自らに閉じた学習プロセスの中で環境・報酬を差異化し，複数のシエマを生成できる事を示した。
- これにSTDP則を結びつけることにより，自律適応系内部に閉じた意味づけの活動のみからサインを情報利用し，解釈項としてのシエマを想起する記号過程が実現された。



記号過程の創発

- この記号過程の創発のプロセスにおいては外部の他者はロボットの内部系に直接アクセスしておらず，完全に系内部に閉じた情報の自己組織化のプロセスの中で記号過程が生み出されている。
- このような自ら変容していく中で，コミュニケーションの為の記号を適応的に生成していくダイナミクスが，人間と人工物の意思疎通を可能にしていく基盤となっていくと考えられる。



記号過程の創発から記号創発システムへ

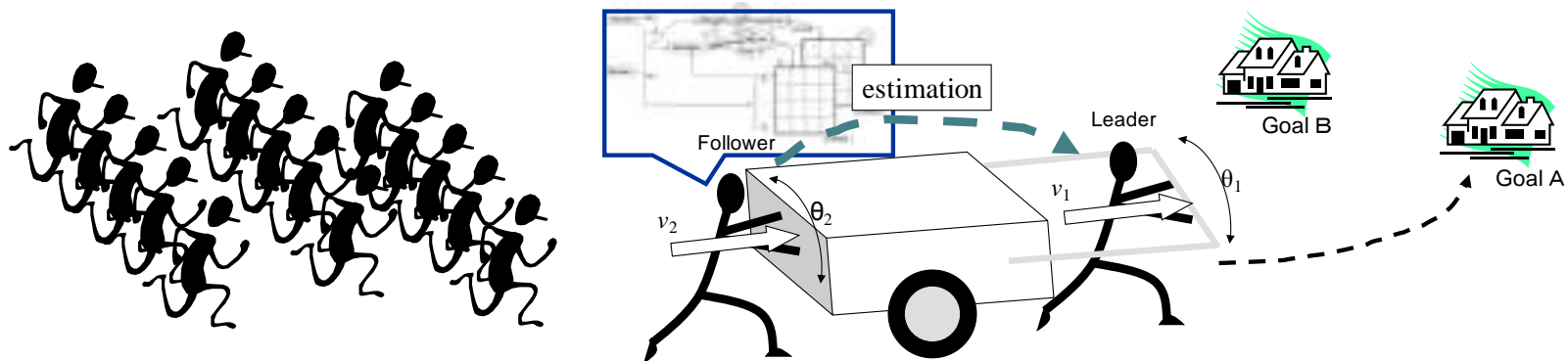
- 物体の名前を覚えたり，様々な行動を操作可能な内的表象として獲得するロボットを作ることは**記号創発の理解における入り口に過ぎない**。
- より多主体の系でも記号系はボトムアップに組織化されていく。
- 記号創発はコミュニケーションを成立させる記号系にまつわる社会的なダイナミクスまで含んで初めてまとまりを持つ。

• 創発システム

- 自律的に振舞う個体（要素）間および環境との間の局所的な相互作用が大域的な秩序を発言し，他方，そのように生じた秩序が個体の振る舞いを拘束するという双方向の動的過程により新しい機能，形質，行動などが獲得されること。

記号系の創発と制約形成

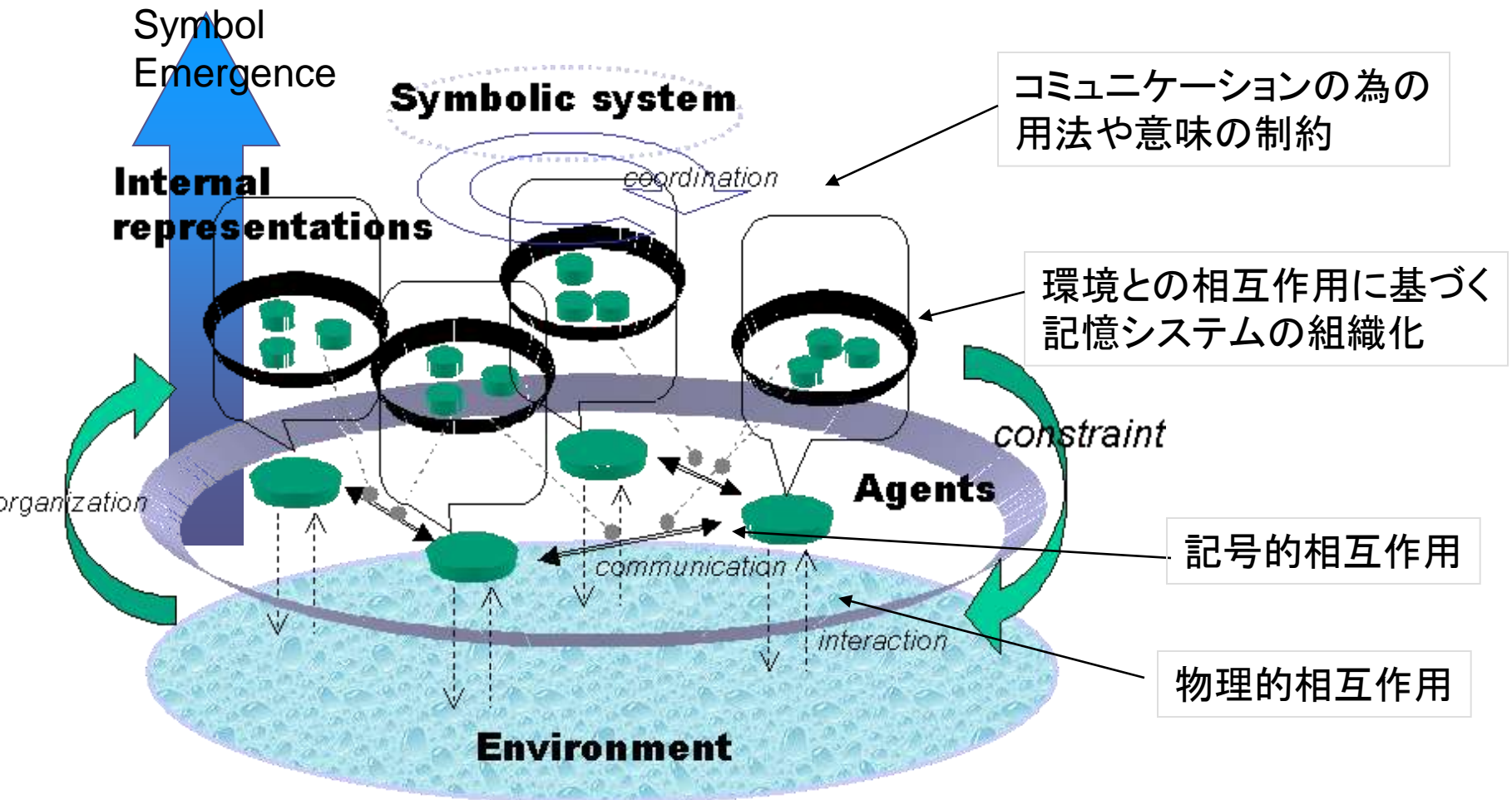
- 記号系からの制約形成
 - リーダーが習慣に従った「決まった動作」をすることが、フォロワーの意図推定を容易にし、系のパフォーマンスを向上させる。
 - 共有された習慣からの逸脱をLeaderが行えば、システム全体のパフォーマンスを低下させる。



記号系を支える習慣・制約に従う限りにおいて
記号系のもたらす益を受益できる。

記号の設計も解釈も恣意的であるが、誰にとっても自由に変更できないものとなる。

記号創発システムとマイクロ・マクロループ



まとめ

- 記号創発システム

- 環境との相互作用をつうじたボトムアップな概念形成を通じて、記号は創発的に形成可能であることが分かった。
- 記号系はその維持、その利用のためにミクロな活動に対して制約を与える。

- 今後進めるべきこと

- ボトムアップな学習（教師無し学習）を通じて、言語と行動の獲得を行う知能の開発
- 社会的なダイナミクスも含めた記号創発システムの計算論的な理解
- 言語機能を支える知能とその計算論的理解

Thank you for your listening!

「コミュニケーションするロボットは創れるか
～記号創発システムへの構成論的アプローチ～」
NTT出版より 2010/3 発売

共同研究者

・京都大学

榎木哲夫, 堀口由貴男

小川賢治, 田中勇作, 田淵一真

・NICT/ATR

岩橋直人, 杉浦孔明

・立命館大学

濱畑慶太

HP: <http://tanichu.com/>
Mail: tadahiro@tanichu.com
Twitter: tanichu



関連研究

- ボトムアップな学習に基づいて概念形成や記号系の組織化を行う。
 - 実世界の力学構造に基づいた疑似シンボル生成と言語動作相互変換 [尾形 '07]
[杉田][高野]なども類似研究
 - ベイズ階層言語モデルによる教師なし形態素解析 [持橋 '09]
 - ロボットによる物体のマルチモーダルカテゴリゼーション [中村, 長井 '08]

記号系による拘束・制約について 関連する諸論

- ポスト構造主義

- 「私たちのする区別は、必ずしも私たちの周りの世界によって与えられるものではなく、私たちが学習する記号システムが作り出すものでは無いだらうか？」 [C. Belsey '03]

- 基礎情報学

- 階層的自律コミュニケーションシステム [西垣 '08]
 - ・ 階層的なオートポイエティックシステムとしてコミュニケーションをとらえる。

- サピア=ウォーフの仮説

- 言語はその話者の世界観の形成に差異的に関与する。