

時空間意味マッピングシステムを用いた日常生活行動理解 ～子どもの遊び行動のモデリングと 保育園での長期観測に基づく定量評価～

Understanding Everyday Life Behavior by Spatiotemporal-Semantic Mapping System
—Modeling Child's Play Behavior and Its Quantitative Evaluation Based on Long-Term
Monitoring at Nursery School—

西田佳史*1*2
Yoshifumi Nishida

本村陽一*1*2
Yoichi Motomura

川上悟郎*3
Goro Kawakami

溝口博*1*4
Hiroshi Mizoguchi

*1産業技術総合研究所

National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

*2科学技術振興機構, CREST

Japan Science and Technology Agency, CREST

*3オムロン株式会社
OMRON Corporation

*4東京理科大学
Tokyo University of Science

This paper reports the progress of a case study of "spatio-temporal-semantic mapping system (STS Map)." Previously the authors proposed the STS Map and applied it to develop a model of child's playing behavior and design a new playground equipment based on the developed behavior model. This paper describes evaluation of the developed play behavior model using child's behavior data collected in cooperation with a nursery school.

1. 結論

近年のセンシング技術や情報処理技術の発展によって、通常科学のように原理的な方程式を実験室の実験によって発見しようとするパラダイムではなく、日常に埋め込まれたセンサからの大量の日常生活データを使って説明・再現モデルを構築とする新しいモデル構築のパラダイムが可能になりつつあり、日常生活インフォマティクスとも呼べる新たな科学技術領域が始まろうとしている [本村 08]。例えば、子どもや高齢者の製品安全の問題は、日常生活インフォマティクスの応用が期待されている典型例である。日常生活インフォマティクスに基づく製品設計は、大規模な「使われ方」のデータを蓄積し、これを再利用可能な計算モデルの形に加工し、構築された「使われ方」のモデルに基づいて製品を設計・改善していくという、新たな設計のプロセスや方法論を生み出す可能性を持っている。近年、データマイニングや統計数理の手法によって収集された使われ方データの計算モデルを構築することが可能となっており、センシング技術と統合することで、データ計測 モデル化 モデルベースな製品改良までを一貫させること、すなわち、設計においてPDCA(Plan Do Check Action)のフィードバック制御を完結することが可能になりつつある。

筆者らは、センシングからモデリングまでを一貫させ、計算論的なPDCAサイクル [本村 08] を実現する基本技術として時空間意味マッピングシステムを提案した [西田 07]。提案システムの応用事例として、社会的ニーズの高い遊具の製品安全 [松野 06] を取り上げ、遊具で遊ぶ子どもの行動の時空間データを用いて行動モデルを構築し、行動モデルベースな遊具設計へ応用した事例を報告した [Nishida 08]。時空間意味マッピングシステムは、行動観察のためのロケーションセンサと非ロケーションセンサ、地理情報システム、機械学習システムを統合したシステムであり、1. 行動に関する時空間データを取得すること、2. 時空間展開された行動データと環境の様々な属性の間の関係性を機械学習を用いてモデル化し再利用可能な計算モデルを構築すること、3. 構築した計算モデルを新たな環境で再適用 (リターゲット) することを支援するシステムである。

本稿では、遊具で遊ぶ子どもの行動のモデル化と遊具設計への応用事例の進捗を報告する。本研究では、行動モデルによ

連絡先: 西田佳史, 産業技術総合研究所 デジタルヒューマン研究センター, 〒135-0064 東京都江東区青海 2-41-6, y.nishida@aist.go.jp

て設計された遊具の周辺に、遊具の「使われ方」データを長時間取得するためのカメラシステムを設置し、6か月間連続記録した。このデータを用いて、行動モデルによる遊び方の予測結果と実際の使われ方の観察結果を比較することで行動モデルの評価を行った。

2. 時空間意味マッピングシステムを用いた 幼児の遊び行動モデルの構築

本研究では、図1に示す時空間意味マッピングシステム (詳細は、[西田 07] 参照) を用いて、遊具で遊ぶ子どもの行動モデルの開発を進めている。登攀時に事故のリスクが高いことから、登攀時の行動モデルが重要である。そこで、身体姿勢に着目し、1) 登攀時身体姿勢を考慮したモデル、2) 登攀時身体姿勢を考慮しないモデルの2種類構築し、その予測性能を評価した。以下、詳細を述べる。

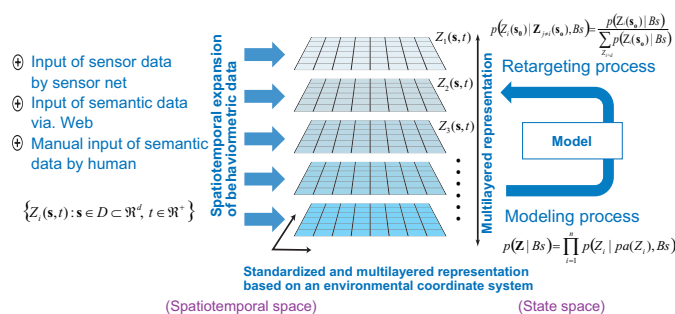


図1: 時空間意味マッピングシステム

2.1 登攀時身体姿勢を考慮した遊び行動モデルの構築

幼児の登り動作における、身体姿勢特徴量を含むモデルを構築する。登攀中の身体姿勢に関して、図2に示すような4姿勢に分類し、4種類のモデルを構築した。

身体姿勢特徴量を含むモデルの構築では、物理的特徴量として、18種類の特徴量をモデル構築の際の変数候補として与え、構造学習することによりベイジアンネットワークモデルを構築した。遊具や子どもの特徴量として、年齢、登攀時筋力 (EMG)、石の窪みの深さ、幼児の身長、体重、最大握力を与えた。さらに、身体姿勢を表す特徴量として、右手と左手の相対距離 (L1(t),

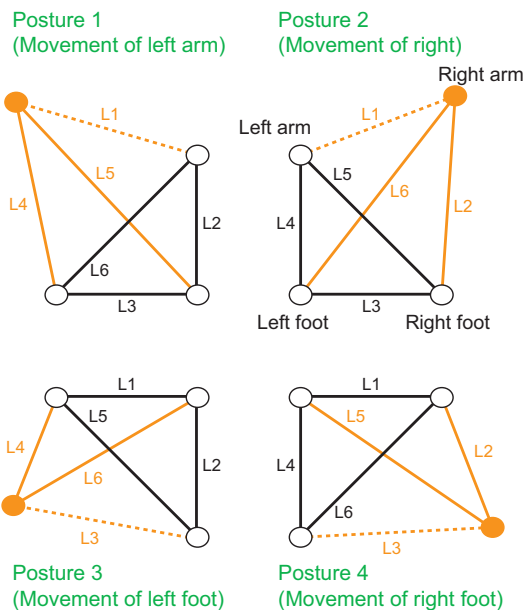


図 2: 登攀時の 4 姿勢

$L1(t+1)$), 右手と右足の相対距離 ($L2(t)$, $L2(t+1)$), 右足と左足の相対距離 ($L3(t)$, $L3(t+1)$), 左手と左足の相対距離 ($L4(t)$, $L4(t+1)$), 右足と左手の相対距離 ($L5(t)$, $L5(t+1)$), 右手と左足の相対距離 ($L6(t)$, $L6(t+1)$) を与えた. 身体姿勢を表す特徴量として, 各関節角などの物理量を与えるアプローチも考えられるが, 今回は 6 種類の変数 (時間の前後を考慮すると 12 種類) で代表させた. 図 3 は, 構造学習によって構築された身体姿勢特徴量を考慮したモデルである. 図の中の線の太さは, ノード間の依存関係の強さを示しており, 子ノードが持つ情報量 (ML の値) を, 各親がそれぞれ子ノードに対して持つ相互情報量に比例して振り分けた値をリンクの太さとした.

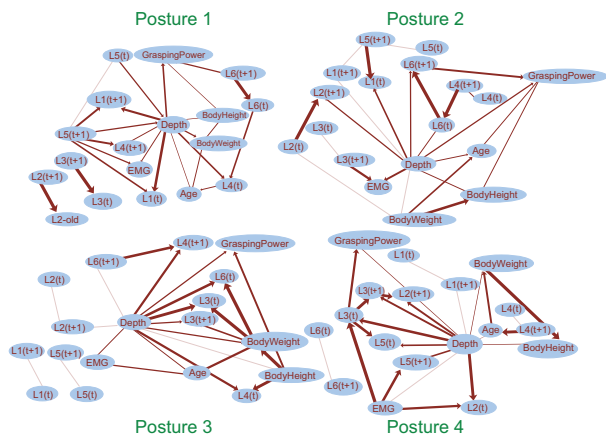


図 3: 登攀時身体姿勢特徴量を含むモデル

2.2 単純モデル (登攀時身体姿勢を考慮しない遊び行動モデル) の構築

比較のために, 登攀時身体姿勢特徴量を含まないモデルを構築する. モデル構築時に与える物理的特徴量として, 身体姿勢特徴量を除いた, 年齢, 登攀時筋力 (EMG), 石の窪みの深さ, 幼児の身長, 体重, 最大握力の 6 種類をモデル構築のための変数候補として与えた. 図 3 は, 構造学習によって構築された身体姿勢を考慮しないモデルである.

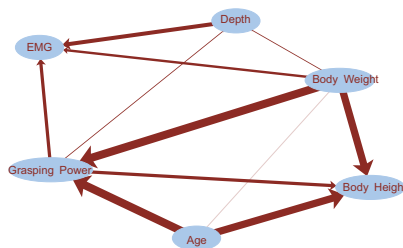


図 4: 登攀時身体姿勢特徴量を含まないモデル

3. モデルの評価 1: 幼児の遊び行動モデルを用いた EMG 推定の評価

前節で述べた, 時間変化する登攀時身体姿勢を考慮したモデル (図 3) と, 時間変化する登攀時身体姿勢を考慮しないモデル (図 4) を用いて, 登攀時発生筋力 (EMG) を推定し, クロス評価法を用いて推定精度を評価した. 推定された EMG 値と行動観察実験において計測された EMG 値を真値として平均誤差率を算出することで, 構築されたモデルの妥当性を検証した. その結果, 表 1 に示すように, 身体姿勢特徴量を考慮したモデルの平均誤差率は 43.5% となり, 身体姿勢特徴量を考慮しないモデルの平均誤差率は 94.3% となり, 身体姿勢特徴量を考慮したモデルの方が高い EMG 推論精度であることを確認された.

表 1: 身体姿勢特徴量を含むモデルと含まないモデルにおける EMG 推定値の平均誤差率

	Model with posture features	Model without posture features
Average Error Rate[%]	43.5	94.3

4. モデルの評価 2: 幼児の遊び行動モデルを用いた登攀の時空間シミュレーションとその評価

4.1 遊具の使われ方の継続的観察システムの構築



図 5: 遊具メーカーと協力して作成した新しい石崖型遊具

本研究で構築した幼児の登攀行動モデルに基づいて遊具メーカーと協力して作成したラダー型 (石崖型) 遊具を図 5 に示す. この遊具は, 現在, 桑の実保育園に設置されており, 日々の保育活動の中で活用されている. 今回, この遊具で遊ぶ幼児の

継続的な観察を行うために、図6に示す観察システムを構築した。観察システムは防犯カメラシステムに使用される赤外線カメラと、ハードディスク・レコーダにより構成されている。構築した観察システムを用いて、2007年9月より連続記録を行っている。この映像を使うことで、幼児の登攀経路や登攀時に頻繁に使用される石の場所などが解析可能となる。

一方、構築したモデルを用いることで図5に示す新しい遊具における登攀シミュレーションが可能となる。そこで、身体姿勢特徴量を考慮したモデル(図3)と身体姿勢特徴量を考慮しないモデル(図4)に関して、モンテカルロ法を用いたシミュレーション結果と、上述した子どもの行動観察システムによって記録された遊具で遊ぶ幼児の観察結果とを比較することでモデルの妥当性を評価する。以下で構築した行動モデルを用いた登攀シミュレーションの手順、評価方法とその結果を述べる。なお、今回、登攀シミュレーションを行うラダー部は、図7に示した橙線で囲まれている4種類(A, B, C, D)である。

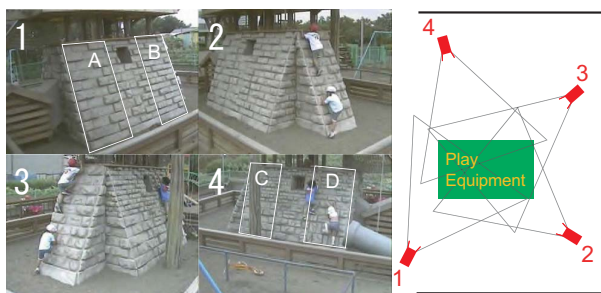


図6: 遊具の「使われ方」の継続的観察システム

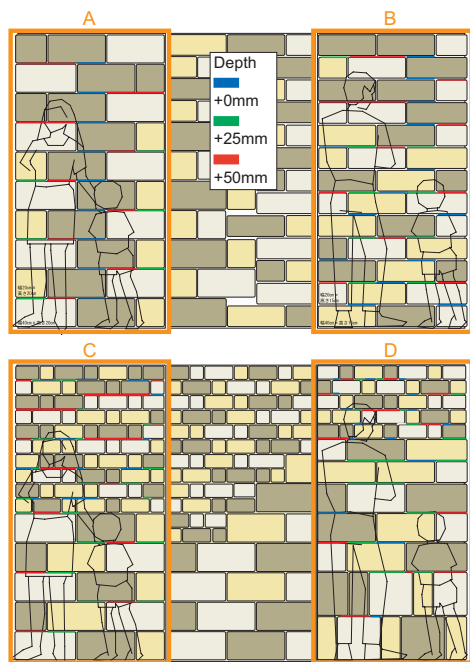


図7: 登攀シミュレーションの評価に用いるラダー部

4.2 構築した幼児の登攀行動モデルによる登攀の時空間シミュレーション

4.2.1 登攀時身体姿勢を考慮したモデルによる登攀シミュレーションの手順

登攀時身体姿勢を考慮したモデルは、図2に示したように、登攀時身体姿勢を表す特徴量として手足の距離を利用している。ある時刻における手足の距離 ($L1(t+1) \sim L6(t+1)$) と1ステップ前の手足の距離 ($L1(t) \sim L6(t)$) とを特徴量とするこ

とで、過去の身体姿勢状態から現在の身体姿勢状態を表現可能となり、ある姿勢で手・足が届く範囲、そこで必要となる筋力の大さき (EMG)、ラダー部 (石崖) を登る際によく使用される石などを推定することが可能である。以下に詳細な手順を述べる。

1. 登攀初期位置でありをランダムに与える。地面からの高さ0mとして、左右方向の位置をランダムに与える。
2. 1ステップ過去の登攀時身体姿勢特徴 (手足の距離) から、現在の身体姿勢特徴を推定する。このとき、対象とする子どもの年齢、身長、体重、最大握力をモデルに与える。例えば、図2において右手を動かす動作では、L1, L2, L6を推論する。その他は距離が不変なため1ステップ過去の距離を採用する。推定された身体姿勢特徴量の確率分布に従うように身体姿勢特徴量の値をランダムに発生させ、その中から1つ身体姿勢を選択する。
3. 選択された身体姿勢に基づいて、登攀に用いる石の候補を計算し、候補からランダムに一つ選択する (図2において、推論した橙の2実線の距離の範囲にある石を候補とする)。選択された石を移動先とした時の各手足の距離と移動先の石の深さをモデルに入力し、EMGの推論を行う。
4. 現在の手足の距離 ($L1(t+1) \sim L6(t+1)$) を、過去の手足の距離 ($L1(t) \sim L6(t)$) に代入し更新する。
5. 手足の移動が不可能になるか、ラダー部を登りきるまで、2から4を繰り返す。

4.2.2 登攀時身体姿勢を考慮しないモデルによる登攀シミュレーションの手順

登攀時身体姿勢を考慮しないモデルによる登攀シミュレーションは以下の手順で行う。

1. 対象とする子どもの年齢、身長、体重、最大握力をモデルに入力し、登攀に用いる石の深さの確率分布を推定する。
2. 推定された石の深さの確率分布に従うようにランダムに石の深さ候補を発生させ、石の深さを一つ選択し、これと合致する全ての石を候補とする。
3. 登攀に用いる石の候補から登攀に用いる石をランダムに選択する。
4. 1から3をラダー部を登りきるまで繰り返す。

4.3 登攀経路における精度と再現率の評価

登攀時身体姿勢を考慮したモデルと登攀時身体姿勢を考慮しないモデルに関して、登攀経路のシミュレーション結果と実際に観察された結果を、情報検索の分野の性能評価に用いられている指標である精度 (Precision) と再現率 (Recall) を用いて比較する。ここでの精度 (Precision) は、1ステップ前の位置から現在の位置に移動する際に使用された石の候補の数に対する、予測的中した数の割合を示している。また、ここでの再現率 (Recall) は、実際に選択された石の数 (常に1) に対する、予測的中した石の数の割合を示している。3歳から6歳まで4種類のラダー部に関して登攀シミュレーションを行い精度 (Precision) と再現率 (Recall) の平均値 (マクロ平均) を算出し、これらの値を用いて式 (1) のように F 値を算出し比較した。

$$F = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (1)$$

登攀時身体姿勢を考慮したモデルでのシミュレーション結果と登攀時身体姿勢を考慮しないモデルでのシミュレーション結果に対して F 値を算出した。表2に、4種類のラダー部でシミュレーションを行った場合の F 値を整理した。

表2の結果より、身体姿勢特徴量を考慮したモデルによるシミュレーション結果が、考慮しないモデルによるシミュレーション結果に比べて、全てのラダー部で F 値が大きくなり、石崖を登る経路をシミュレーションする場合、時間変化を伴う身体姿勢の考慮が重要であることが確認された。

表 2: 登攀時身体姿勢を考慮したモデルとしないモデルによる登攀シミュレーションの評価

	Model with posture features			
Stone wall	A	B	C	D
F-measure	29.8	13.7	2.5	30.2

	Model without posture features			
Stone wall	A	B	C	D
F-measure	2.0	1.0	0.4	7.2

4.4 石の使用頻度マップによる評価

登攀時身体姿勢を考慮したモデルと、登攀時身体姿勢を考慮しないモデルで、石崖を登る際の右手をつく各石の使用頻度をシミュレーションし、実際の観察データをカルバック擬距離を用いて比較する。図 8 は、4 種類の石の配置パターンに対して、実測データ、登攀時身体姿勢を考慮したモデルによるシミュレーション、登攀時身体姿勢を考慮しないモデルによるシミュレーションによって作成した石の使用頻度マップを示す。赤い部分が高い頻度で使用した石の場所を示している。これらの頻度マップ（使用頻度の確率分布）のカルバック擬距離を算出した結果を表 3 に示す。

表 3: 登攀時身体姿勢を考慮したモデルとしないモデルによる頻度マップのカルバック擬距離の評価

	Model with posture features			
Stone wall	A	B	C	D
Kullback distance	35.7	26.9	28.7	20.4

	Model without posture features			
Stone wall	A	B	C	D
Kullback distance	93.7	94.0	55.4	34.3

表 3 の結果より、全てのラダー部において登攀時身体姿勢を考慮したモデルによるシミュレーションが実際の観測データと近い頻度分布を示すことが分かった。

登攀時身体姿勢を考慮したモデルは、時間概念を持つことで、実際の登り行動に近い時空間シミュレーションが可能となる。登攀時身体姿勢を考慮しないモデルは、時間概念を含まないモデルだが、簡便な手順で登攀シミュレーションが可能である。構築モデル評価として、EMG 推論精度評価と石崖登攀シミュレーションによる環境評価を行った。両評価において、登攀時身体姿勢を考慮したモデルが登攀時身体姿勢を考慮しないモデルよりも、実際の観測データに近い推論・シミュレーション結果を得ることが分かった。この結果より、幼児の遊び行動のモデル化には、時間変化する登攀時身体姿勢を考慮することが重要であることを示した。

5. 結論

本研究では、これまでに筆者らが構築してきた、行動モデルに基づいて設計された遊具を取り上げ、その周辺にカメラ 4 台を設置することで遊具の使われ方を継続的に観察するシステムを構築した。さらに、登攀時身体姿勢を考慮したモデルと登攀時身体姿勢を考慮しないモデルの 2 種類の行動モデルに対して、ラダー型（石崖型）遊具での登攀シミュレーションを行い、シミュレーションによる予測結果と継続的行動観察システムで得た実際の観察データを比較した。1) 登攀時に使用されたラダー部の場所の予測の精度と再現率、2) 登攀時に使用されたラダー部の場所の使用頻度分布の類似性（カルバック擬距離）の 2 点で比較した結果、登攀時身体姿勢を考慮したモデルが、実際の観察データに近いシミュレーション結果を得た。

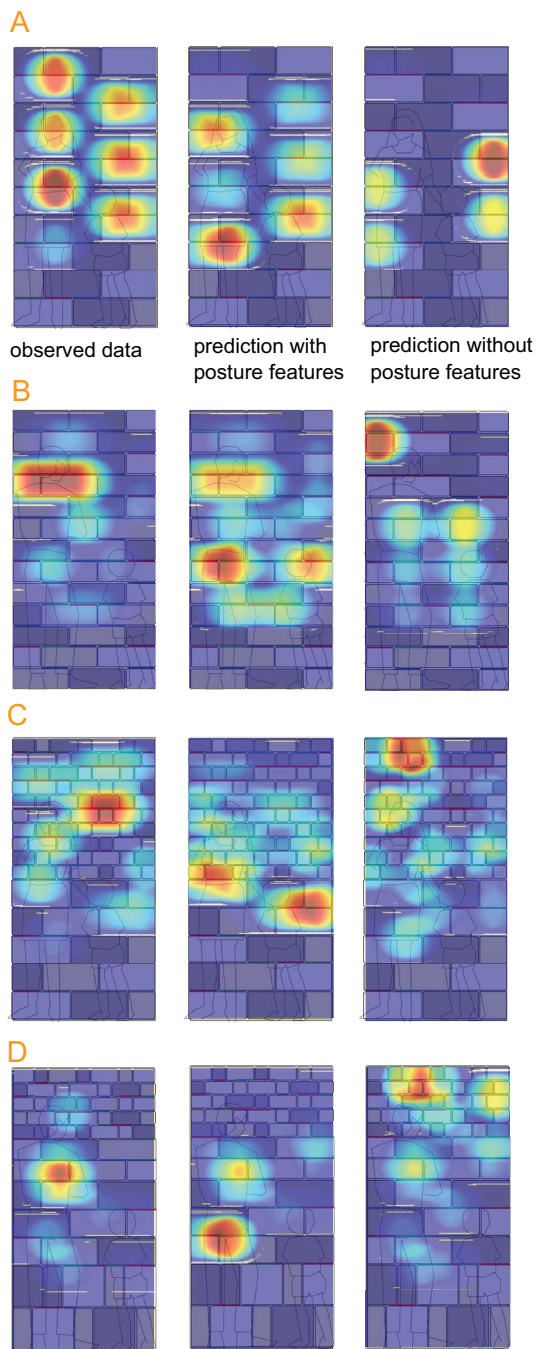


図 8: 石の使用頻度マップの比較

参考文献

- [本村 08] 本村陽一, 西田佳史, “計算論的日常生活行動理解研究の展開” 人工知能学会全国大会 2008 論文集, June 2008 (in press)
- [西田 07] 西田佳史, 本村陽一, 川上悟郎, 松本修明, 溝口博, “日常生活行動理解のための時空間意味情報,” 人工知能学会全国大会 2007 論文集, pp. 2C5-10, 2007
- [松野 06] 松野 敬子, 山本 恵梨, “遊具事故防止マニュアル,” かもがわ出版, 2006
- [Nishida 08] Y. Nishida, Y. Motomura, G. Kawakami, N. Matsumoto, H. Mizoguchi, “Spatio-tempora Semantic Map for Acquiring and Retargeting Knowledge on Everyday Life Behavior,” Lecture Notes in Artificial Intelligence (K. Satoh et al. (Eds.)), Vol. 4914, pp. 63-75, Springer-Verlag, 2008