

推薦論文

インタラクティブ遊具を用いた子どもの遊び行動と 発達の分析

井上 美喜子^{1,a)} 西田 佳史¹ 北村 光司¹ 大内 久和² 金 一雄¹ 本村 陽一¹
溝口 博³ 城 仁士⁴

受付日 2011年6月26日, 採録日 2011年10月3日

概要: 本研究では, 遊び場をデザインするための科学的アプローチとして, 子どもの行動計測データから構築された計算モデルに基づく遊びのデザイン方法の確立を目的としている. 具体的には, 遊具で遊ぶ小学生程度の子どもの行動を, センサを子どもに取り付けることなく計測できる機能と, インタラクティブな遊びを可能にする機能を備えたクライミングウォール型センサ遊具を開発した. 開発した遊具の各ホールド部には, 荷重センサと LED 表示装置が取り付けられており, すべての力センサの出力を同期させて記録することが可能である. 本稿では, 開発したインタラクティブ遊具のシステム構成と開発遊具を用いた 1,226 人の子どもの行動計測について述べる. また, 計測データを用いた登り行動の予測モデルの開発, 登り行動の発達の分析, 遊びの際の落下の要因の分析を述べる.

キーワード: インタラクションデザイン, 行動モデル, 行動分析, 埋め込み型センサネットワーク, 遊具

Analyses of Children's Playing Behaviors and Playing Skill Development Using an Interactive Playground Equipment

MIKIKO INOUE^{1,a)} YOSHIFUMI NISHIDA¹ KOJI KITAMURA¹ HISAKAZU OUCHI²
IL WOONG KIM¹ YOICHI MOTOMURA¹ HIROSHI MIZOGUCHI³ HITOSHI JOH⁴

Received: June 26, 2011, Accepted: October 3, 2011

Abstract: In the present study, we developed a new playground equipment in order to establish a new designing method based on models of children's behaviors. The developed rock-climbing wall collects data on children's climbing behaviors without attaching sensors to children. A force sensor and LED were installed to each climbing hold on the wall that make it possible to extract children's behavior data from force sensors simultaneously. We collected 1,226 children's behavior data. In this paper, we report development of prediction model of climbing behavior, analysis of climbing skill improvement, and analysis of falls during climbing.

Keywords: interaction design, behavior model, behavior analysis, embedded sensor network, playground equipment

¹ 産業技術総合研究所
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology, Koto, Tokyo, 135-0064 Japan

² 株式会社 Speee
Speee Corporation, Minato, Tokyo, 106-0032 Japan

³ 東京理科大学
Tokyo University of Science, Noda, Chiba, 278-8510 Japan

⁴ 神戸大学
Kobe University, Kobe, Hyogo, 657-8501 Japan

a) mikiko-inoue@aist.go.jp

1. はじめに

近年, 子どもの日常生活を取り巻く成育環境が大きく変化しており, その悪影響が憂慮されている. その変化の 1 つに子どもの遊び場の減少がある [1]. 遊び場の減少は, た

本稿の内容は 2011 年 3 月のインタラクション 2011 シンポジウムにて報告され, 同プログラム委員長により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である.

たとえば、身体性、社会性、感性、創造性という能力を、子ども時代に獲得する機会の減少につながり、それによって将来を担う有能な人材の枯渇をもたらすと危惧されている [2]。また、子どもの成長の観点からは、子どもの体力の低下が問題視されている。子どもの運動能力を向上させるためには、子どもの興味や関心に基づいた自発的な遊びによる運動が重要であると指摘されている [3]。

一方、遊具の事故が多発し、子どもの傷害予防の観点からも、子どもの遊び場における安全性の問題が指摘されている。公園遊具の設計・管理・運営に対する国の指針 [4] や公園遊具を設計するうえで守るべき安全基準 [5] などが設けられたり、海外でも傷害統計データや事故防止のマニュアルが作成されたりして、現在、遊具の安全は世界中で取り組まれている。しかし、遊具の安全対策が行われているにもかかわらず、今なお、遊具の事故は多発している。国立成育医療研究センターで行われている傷害サーベイランスデータによると [6]、2008 年に、製品に関わる事故による傷害で病院を受診した子ども (0-19 歳) のうち、5.7% は遊具に関わる事故であった。特に、5-9 歳では、11.6% が遊具によるものであり、自転車に次いで第 2 位であった。これは、重篤な傷害を生じさせない遊び場の設計が求められていることを意味している。

このように、遊び場に関わる課題は山積しており、現在、子どもにとって魅力があり、かつ過保護ではない程度に適切な安全性が保たれている遊び場の設計を可能とする科学技術が強く求められている。この問題に対する新たなアプローチとして、本研究では、子どもの遊び行動に関する現象をセンサによって観察し、データに基づいてモデルや理論を構築する。また、モデルに基づいて遊び場を設計し評価する方法論の確立を長期的な目標とする。

このような試みに関する研究分野としてスキルサイエンスの分野がある。人間の運動スキルを工学的アプローチで解明するスキルサイエンスでは、モーションセンシング技術などを用いて、職業演奏家が演奏しているときの身体の使い方や、ゴルフのスイング動作といった道具を操作するスキルのデータを収集し分析することに成功している [7], [8]。本研究では、スキルサイエンスの分野では、これまで扱われていない子どもの遊び行動を取り上げ、子どもの自然な遊び行動を計測する工夫として、実際に遊び行動が発生する遊具それ自体をセンサ化することで行動計測を行いデータを収集する。本稿では、収集したデータを用いて、特に登り行動に着目し、そのスキル発達の分析を行う。

子どもの全身運動を対象としたインタラクティブデザイン研究の分野では、自閉症の子どもの探求心や創造性の発達を促す空間づくり [9]、子どもの成育を促すスライダ遊具 [10]、全身を使って行う格闘技ゲーム [11]、音楽学習のためのボディービートスーツやトランポリン [12]、全身ナビ

ゲーション型ハーモニースペース [13] といった、人とモノとのインタラクションに関する研究が行われている。これらの研究では、カメラや接触センサなどを使用して、その場で人の動きやモノとの物理的な接触を検出し、音や光などで反応を返してゲームや学習を行わせる対話的なシステムを扱っている。本研究では、モデルに基づいた定量的な遊びの予測やデザインを可能とする手法を開発するため、計測機能と情報提示機能を持つ対話的な遊具によって計測されたインタラクションのデータを蓄積し、そのデータから数理モデルを構築する。

本研究では、遊び場をデザインするための科学的アプローチを実現するため、遊び行動の計測と、子どもにとって魅力的な遊び場の提供という 2 つの要素を兼ね備えた遊具を開発した。具体的には、遊具自体をセンサ化することで、子どもが楽しく遊びながら行動計測が行える遊具の開発を行った。これは遊びの提供というサービスと遊び行動のセンシングを一体化させた新しい研究のアプローチ (Research as a service [14]) である。本稿では、クライミングウォール型センサ遊具の開発、子どもの遊び行動データの計測方法を述べ、実際に計測した子どもの遊び行動データを用いて、子どもの登り行動、登り上達、非意図的な落下の数理モデルを構築し、そのモデルを用いて行った分析について報告する。

2. クライミングウォール型センサ遊具の開発

著者らは、2009 年に初期版のセンサ遊具タイプ 1 (図 1 左) を開発し、2010 年に改良版のセンサ遊具タイプ 2 (図 1 右) を開発した。センサ遊具の利点は、遊具自体にセンサが埋め込まれているため、子どもにセンサを取り付ける必要がなく、大規模データの取得が容易に行える点である。

センサ遊具はウォール部、ホールド部、ハードウェアから構成される。ウォール部はウォールとフレームで構成され、ウォールの大きさは高さ 2.7 m、幅 1.8 m である。ホールド部は図 2 のとおり、ホールド、LED ユニット、金具で構成されている。LED ユニットは RGB の 3 色を組み合わせることで 8 色の調色、16 階調の調光が可能である。ホールドをウォールに固定する金具にはひずみゲージが貼られており、子どもがホールドに力を加えた際に生じる荷重を計測する力センサとして機能する。ハードウェアは、総合通信制御装置、データ収集器、LED&ひずみゲージ制御装置、力センサ、LED ユニットから構成されている (図 3)。遊具のマットには落下衝撃試験機を用いて安全性を十分に確認したものを使用した。タイプ 1 とタイプ 2 の違いは、タイプ 1 では図 4 (C) の 1 種類の形状のホールドを 50 個取り付け、タイプ 2 では、図 4 の (A)~(E) までの 5 種類の異なる形状を 54 個取り付けた。



図 1 クライミングウォール型センサ遊具
 Fig. 1 Sensor-embedded rock-climbing wall.

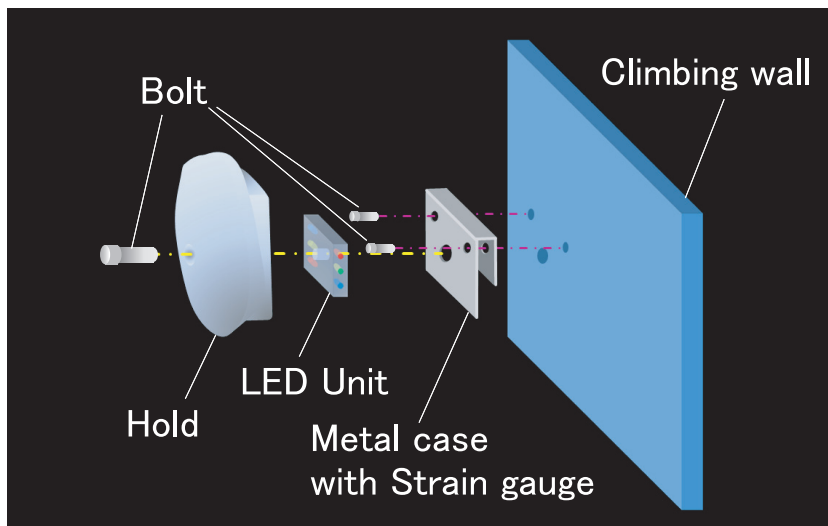


図 2 クライミングウォール型センサ遊具のホールド部の構成
 Fig. 2 Structure of the climbing hold.

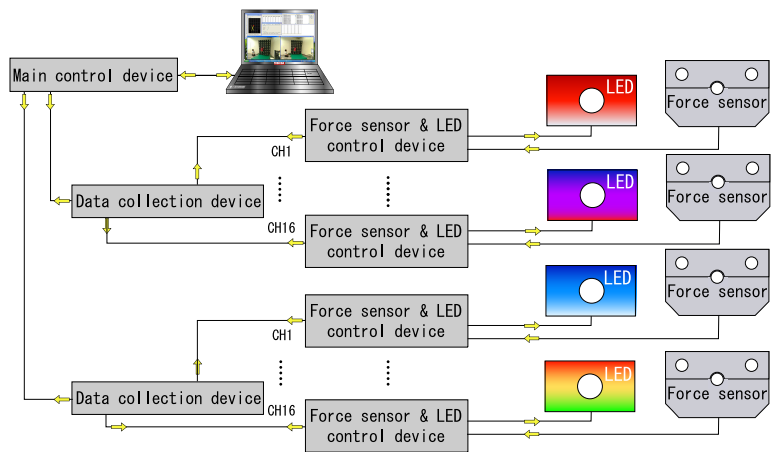


図 3 センサ遊具のハードウェア構成
 Fig. 3 Hardware structure of developed system.

3. クライミングウォール型センサ遊具を用いた子どもの登り行動計測

2009年から2010年にかけて、5カ所の展示イベントで子どもの登り行動計測を行った。表1に計測場所と計測人数を示す。本研究では、2年間で合計1,226人の子どもの登り行動データを収集した。図5は計測中の様子である。

計測の前に、計測目的の説明と同意書への承認手続きを行ったうえで、被験者の年齢、性別、身長、体重を記録する。その後、決められたルールで遊んでもらう。計測データとして、遊んでいる最中の力センサの値を記録し、遊具

のウォール前面全体が映る場所に設置した2つのビデオカメラで、姿勢や手足の動き方とそれぞれの位置を記録した。ゲームのルールは、1) 赤く光る2カ所のホールド（以下、ターゲット）を両手で同時に掴む、2) 次のターゲットが表示される、3) 制限時間90秒の間、次のターゲットに向かって登り降りする。ターゲットに到達すると点数が加算されるゲーム形式となっており、ゲーム中、あらゆる方向に移動が生じるようにホールドが光るようになっている。

4. 子どもの登り行動モデルの構築と評価

本章では、センサ遊具タイプ1（ホールド形状が単一）を使って2009年に計測したデータと、センサ遊具タイプ2（ホールド形状が多様）を使って2010年に計測したデータから、確率的モデリング手法の1つであるベイジアンネットワークを用いて、それぞれの登り行動モデルを構築し、モデルの予測性能の評価を行う。また、単一形状タイプと多様形状タイプそれぞれのセンサ遊具から構築したモデルを比較し、ホールドの形状の違いが子どもの登り行動に与

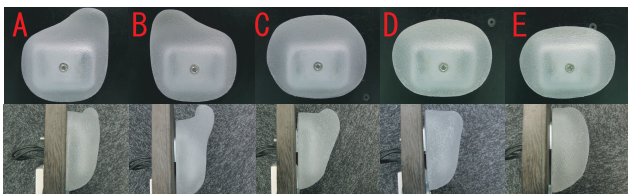


図4 ホールドの形状
Fig. 4 Hold pattern.

表1 計測場所と計測人数

Table 1 Study locations and the number of participants.

	展示イベント	計測場所	日数	計測人数
2009年	開国博Y+150	ヒルサイドエリア	3日間	188人
2009年	キッズデザイン博2009	機械産業記念館	4日間	435人
2010年	キッズクリエイト2010	幕張メッセ	3日間	398人
2010年	子どもの事故予防工学プロジェクト	産業技術総合研究所	1日間	10人
2010年	子どもの事故予防工学プロジェクト	日本科学未来館	2日間	195人



図5 計測中の様子

Fig. 5 The snapshots of children's playing on the climbing wall.

える影響を考察する。最後に、構築したモデルを用いた登り行動を予測するシミュレータについて述べる。

4.1 ベイジアンネットワークを用いた登り行動モデルの構築

登り行動モデルは、単一形状タイプのセンサ遊具（ホールド形状1種類）で計測したデータと多様形状タイプのセンサ遊具（ホールド形状5種類）で計測したデータを別々に利用し、ベイジアンネットワークを用いてそれぞれのモデルを構築する。

単一形状タイプを用いて計測した子ども100人のデータから、モデル構築に使用する以下の変数のデータを抽出した。

身体変数…性別、年齢、身長、体重

姿勢変数…現在の姿勢（図6のL1~L6）、1ステップ後の姿勢（図6のL1'~L6'）、姿勢が変化の際に動かした部位の移動距離（図6のL7'）

ターゲットの方向…ターゲットの位置が、現在掴んでいるホールドより高い位置にあるか低い位置にあるか

現在の姿勢、および1ステップ後の姿勢は、左手と右手の距離（L1, L1'）、左手と左足の距離（L2, L2'）、左足と右足の距離（L3, L3'）、右手と右足の距離（L4, L4'）、左手と右足の距離（L5, L5'）、右手と左足の距離（L6, L6'）の6つの距離の変数を用いて表現した。1ステップ後の姿勢については、さらに、動かした部位の移動距離（L7'）を追加した7つの距離データで表現した（図6）。ターゲットの方向は、ターゲットの位置が、現在の姿勢で子どもが掴んでいるホールドの位置よりも、高い位置にあるか低い位置にあるかの二値をとる変数である。これらの変数のデータを抽出した後、連続値をとる姿勢変数については離散化を行いクロス集計表を作成し、ベイジアンネットワークを用いてモデルを構築する。

モデルの評価として、Cross-Validation法を行うために、抽出した100人分のデータのうち50人分のデータを用いて、左右の手足それぞれに関して4つのモデルを構築した。一例として、右手のモデルを図7に示す。構築したモデルは、前述したL1'~L7'以外の変数を与えることで、次の姿勢（L1'~L7'）が推論できるモデルである。

次に、多様形状タイプのセンサ遊具で収集したデータから、単一形状タイプのセンサ遊具で行ったモデル構築の方法と同様に、50人分のデータから抽出した姿勢データのうち、25人分のデータを用いてモデリングを行った。多様形状タイプの登り行動モデルには、単一形状タイプで用いた変数に加え、遊具の変数として、現在の姿勢の際に左右の手足が掴んでいるホールドの形状と、1ステップ後の姿勢になった際に移動させた部位が掴んだホールドの形状を追加した。一例として、構築した右手のモデルを図8に示す。

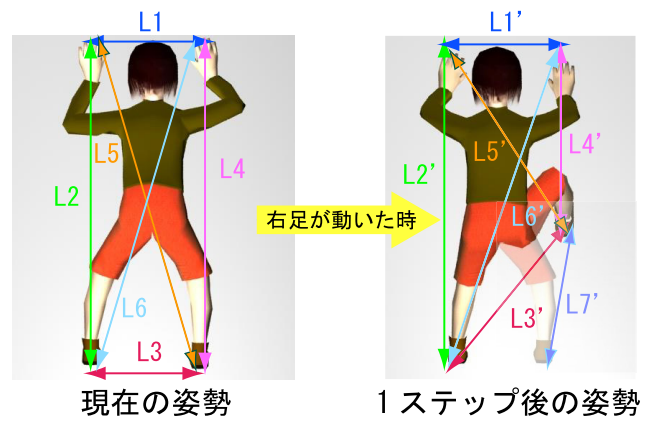


図6 登り姿勢の表現方法
Fig. 6 Description of climbing posture.

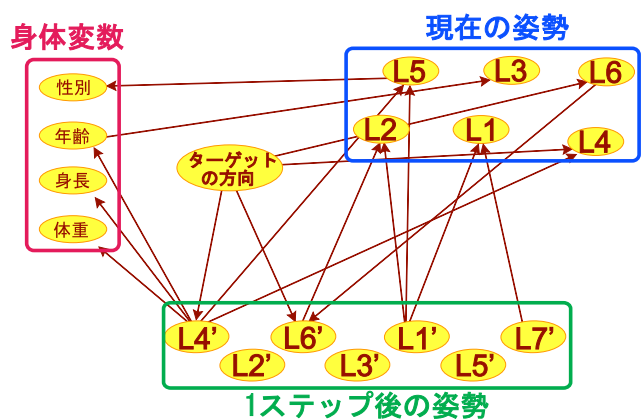


図7 右手の登りモデル（ホールド形状が1種類のタイプ）
Fig. 7 Right hand's climbing behavior model: Single hold type.

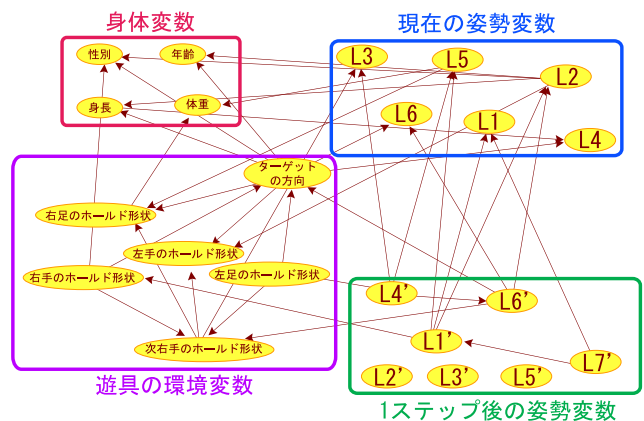


図8 右手の登りモデル（ホールド形状が5種類のタイプ）
Fig. 8 Right hand's climbing behavior model: Multiple hold types.

4.2 登り行動モデルの評価

構築した登り行動モデルの評価として、「1ステップ後の姿勢」が予測できるかについて cross-validation法 [15]を用いて評価した。モデルを構築するのに使用していない計測データを用いて、「1ステップ後の姿勢」を表す「1ステップ後の手足の距離（図6中のL1'~L7'）」以外の変数の値をモデルに入力して推論させた結果と、実際の計測

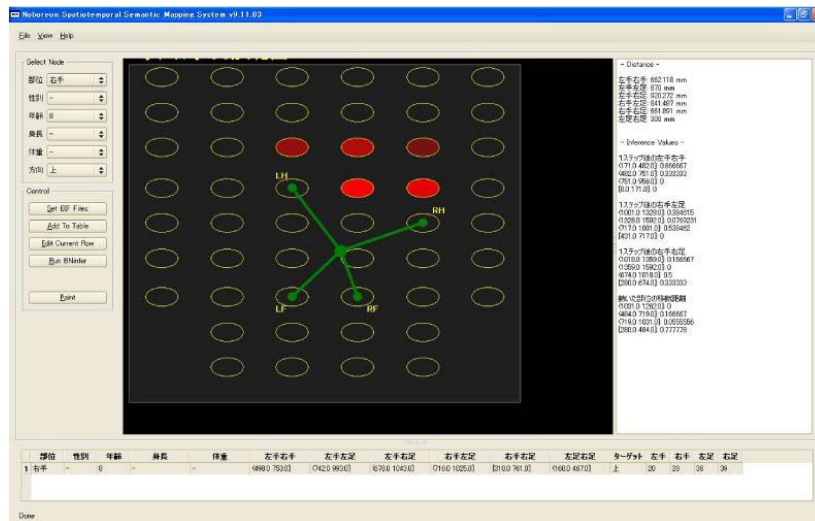


図 9 登り行動シミュレーションソフト

Fig. 9 Climbing behavior simulation software.

データを比較した。評価は、Kitamura ら [16] が提案している「順位づけ精度に基づく F 値」と呼ばれる指標を用いて行った。この指標は、従来の情報探索の性能評価指標を発展させた指標であり、推定結果に確率値が得られる場合の性能評価が可能である。F 値は 0 から 1 の範囲の値を取り、1 に近いほどモデルの性能が高いことを意味する。単一形状タイプで計測したデータを用いて構築したモデルの F 値は、0.66 (右手), 0.60 (左手), 0.54 (右足), 0.34 (左足) で、4 つのモデルの平均は 0.54 であった。多様形状タイプで計測したデータを用いて構築したモデルの F 値は、0.81 (右手), 0.70 (左手), 0.55 (右足), 0.56 (左足) となり、4 つのモデルの平均は 0.66 であった。単一形状タイプで構築したモデルも、多様形状タイプで構築したモデルも、1 ステップ後の位置を推論する場合、足の位置を推論するよりも、手の位置を推論するほうが性能が高いことが分かる。これは、1 ステップ後に足をどの位置に動かすのかを予測するには、今回採用した変数だけでは十分に表現できない可能性があるが、これに対して、手をどこに動かすかを推論する場合は、今回採用した変数で十分表現できていることを意味している。

4.3 環境要因が登り行動に及ぼす影響

本節では、センサ遊具が持つ環境要因が登り行動に及ぼす影響を考察する。具体的には、前節で構築した登りモデルのうち、図 7 と図 8 に示した 2 つの右手モデルを比較する。単一形状タイプのセンサ遊具と多様形状タイプのセンサ遊具とでは、使用しているホールドの形状の種類が異なることから、特にその点に着目して考察を行う。

まず、両方の右手の登りモデルに共通している点として、現在の姿勢が 1 ステップ後の姿勢に関係している点があげられる。子どもの登り動作の多くは、手足の 3 点支持によって行われており、現在の姿勢が次にとりうる姿勢を

決める重要な要因である。しかし、図 8 から分かるように、ホールドの形状 (5 種類) を変数としてモデル構築を行った場合、現在の姿勢だけでなく、ホールド形状の変数も 1 ステップ後の姿勢に影響していることが分かる。このことから、遊具に取り付けたホールドの形状や配置を変えることで、登り行動を制御できる可能性が示唆される。次に、図 7 と図 8 のモデルの F 値を比べてみると、0.66 から 0.81 と上がっている。この理由として、多様形状タイプの遊具には、ホールドの形状を複数用いており、子どもにとって掴みやすいホールドと掴み難いホールドが存在することになる。そのため、単一形状タイプのセンサ遊具と比べると、多様形状タイプでは難度が高いホールドが増え、子どもが次に掴むホールドの選択肢が制限されるため、次にどのホールドを掴むのか予測しやすくなり、モデルの予測性能が上がったと考えられる。上述のように、子どもがクライミングウォールに登るという行動は、子どもの姿勢と遊具の環境変数の両方が影響して起きる複雑な現象である。このことは、遊具設計の専門家といえども、経験だけでホールドの配置や形状を設計することはきわめて困難であることを意味している。これに対し、本研究では、その関係性を定量的な計算モデルの形で表現することで、登り行動を制御するための方法を、設計パラメータのレベルで定量的に検討することが可能であることを示した。

4.4 登り行動モデルを用いたシミュレータの開発

構築した登り行動モデルを用いて、登り行動を予測するシミュレータの開発を行った。開発したソフトは、性別、年齢、身長、体重、現在の姿勢、ターゲットの方向 (上、下)、移動する部位 (右手、左手、右足、左足)、を入力することで、移動させる部位が次に動き得る範囲を表示するソフトである (図 9)。図中の緑の線は子どもの現在の姿勢を表している。また、その姿勢から子どもが次に移動す

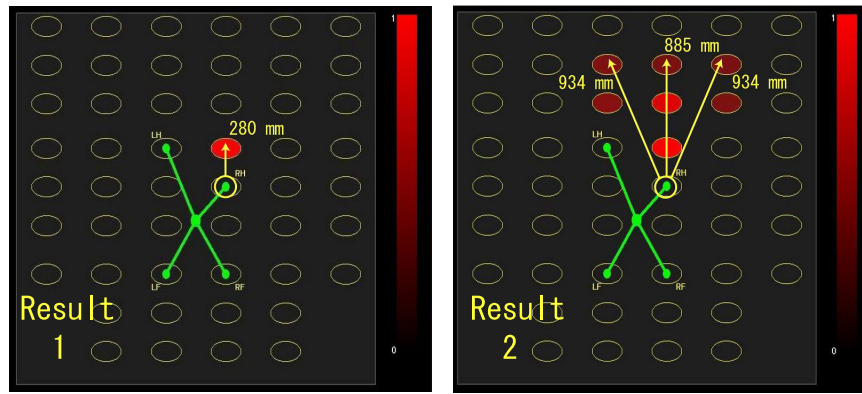


図 10 登り行動のシミュレーション結果の例
 Fig. 10 Examples of climbing behavior simulation result.

ると予測されたホールドが赤く表示されており、赤色の明度でその確率を表している。図 9 は、8 歳の子どもが図中の姿勢で、ターゲットが上にある場合に次の姿勢を推論した結果である。図 10 の結果 1 は身長 110 [cm]、結果 2 は身長 135 [cm] に設定し、図中の姿勢でターゲットが上であり、右手が動くときの条件でシミュレーションを行った結果である。

今回構築した登り行動モデルとシミュレータにより、個々の子どもに合わせた遊びの提供が可能になる。年齢などの身体変数と現在の姿勢変数をモデルに入力することで、1 ステップ後の姿勢の予測が可能であるため、たとえば、遊ぶ子どもの年齢より少し高い年齢でコースを選定し、子どもにとって少し難しいコースに挑戦させることで、チャレンジ精神を引き出すことができる。このように、センサ遊具の LED の表示機能と科学的根拠のあるモデルを用いることで、「楽しさ」や「難しさ」を狙って遊びを提供することができるイタラクティブ遊具の実現可能性が示唆された。

5. 登りの上達に関する分析

本章では、開発したセンサ遊具を用いて、子どもの興味を維持しつつ、それぞれの子どもに合った遊びを提供し、運動能力の発達を促す可能性について検討する。センサ遊具は、LED で次に向かうターゲットを提示できるため、プログラムを変更することで、子どもに特定の登り方を指示することができる。この機能とセンシング機能を用いることで、個人に合わせて、上手な登り方をナビゲーションしたり、登りを上達させるための練習を促したりすることが可能になると考えられる。これを実現するには、センサ遊具で遊んだ子どもの登りデータを詳細に分析することで、「上手な登り方の要因」を探り、登り上達モデリングを行い、センサ遊具における登り上達支援システムの開発につなげる必要がある。本章では、そのための第 1 歩として、上手な登りの要因を探るための分析について述べる。クライミングは、経路計画やボディイメージなどの認知的側面と、自らの体を実際に用いて体を操る運動的側面からなる

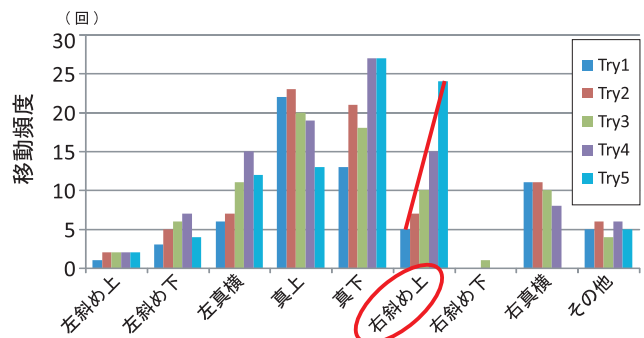


図 11 参加回数ごとの移動方向と頻度の変化
 Fig. 11 Moving direction frequency by each participation.

複雑なスキルを要するスポーツである。そのため、クライミングにおける上達の定義として様々なものが考えられ、それ自体が重要な研究テーマであるが、本稿では、上達の定義には深く立ち入らず、ある指標で上達が定義された際に、インタラクティブなセンサ遊具による計測と、収集したデータを用いた確率論的モデリングによる分析の枠組みを用いて、その要因の科学的分析が可能かを検討する。このような観点から、本研究では、ターゲットの到達回数が増えることを「上達」と定義し議論を進める。

5.1 個人の登りの上達分析

本節では、同じ難度のゲームに 5 回参加し、参加するたびにターゲットの到達回数が増えた特定の被験者（年齢 6 歳、身長 106 cm、体重 16 kg）に着目し、実際に観測された登りデータを用いた上達分析について述べる。

5.1.1 手・足の移動方向の分析

被験者が手足を動かすたびに、その部位の移動方向を全 8 方向で記録しその頻度を算出したところ、ゲームに参加するたびに「右斜め上」への動きの頻度が急激に増えていることが分かった（図 11）。この被験者が挑戦したゲームでは、コース中に右斜め上に向かうターゲットの提示があり、その到達過程において、右真横と真上の動きではなく、右斜め上に移動する動作の頻度が増えたことが、ターゲッ

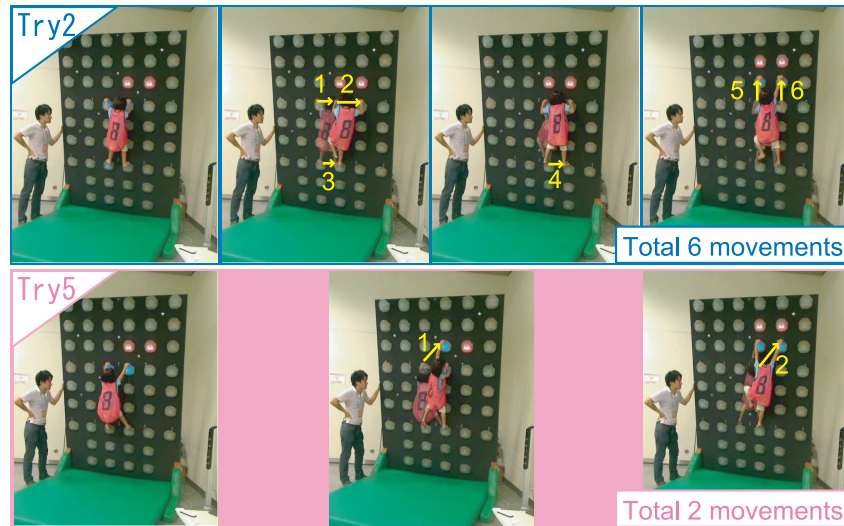


図 12 動き方の変化

Fig. 12 Way of moving changed from Try 2 to Try 5.

トの到達回数を増やす要因となったと考えられる。図 12 は、上述の右斜め上に提示されたターゲットに移動する場合の、動作の違いを示している。右斜め上に移動するスキルを使うことによって、同じターゲットに到達する場合でも、右真横と真上の動作のみで提示されたターゲットに到達するよりも、到達に要した動作回数が 1/3 に減少していることが分かる。これらの結果から、この難度のゲームでは、「右斜め上」への動きが、上達の要因であることが分かった。

5.2 上手な登り方の要因分析

本節では、ベイジアンネットワークを用いた登り上達モデルの構築と上手な登り方の要因分析について述べる。

5.2.1 上手な登りに関連する要素のベイジアンネットワークモデルの構築

本項では、前節で取り上げた被験者と同じ難度のゲームに参加した 6 歳の子ども 34 人のデータを使って、登り上達のベイジアンネットワークモデルの構築を行った。モデル構築に用いたパラメータは、全体の動作回数に占める 1. 左右移動の割合、2. 上下移動の割合、3. 斜め移動の割合、4. 安定姿勢回数の割合、5. 有効に使った時間の割合と、6. ターゲットの到達回数の 6 つである。パラメータ 1 から 3 は、登っている子どもが手足を動かすたびに、動かした部位の移動方向を記録し、左右の 2 方向、上下の 2 方向、斜めの 4 方向それぞれの合計を全動作回数で割り、各移動方向の割合を算出した。パラメータ 4 に関しては、手どうし・足どうしの位置が水平で、右側と左側の手足の位置がそれぞれ垂直に位置する姿勢を安定姿勢とし、その回数を全動作回数で割り、割合を算出した。パラメータ 5 は、ターゲットに到達するために有効に使った時間のことである。具体的には、ゲームの制限時間から、ゲーム中に 1 カ所にとどまっている時間や、手・足を 1 度動かしたがすぐ元の位置

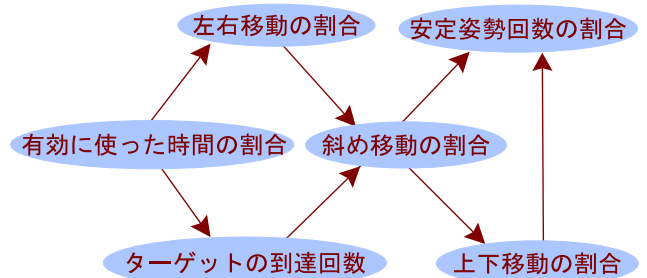


図 13 登り上達モデル

Fig. 13 Climbing skill improvement model.

に戻すといった動作に要した時間を引いた時間の、ゲームの制限時間に対する割合のことである。本分析では、各変数をクラスタリング手法である k-means 法を用いて、低・中・高の 3 状態に離散化してモデリングを行った。たとえば、「有効に使った時間の割合」は、割合が 0.82~0.89 の場合を低、0.89~0.96 の場合を中、0.96 以上の場合を高とした。構築した登り上達モデルを図 13 に示す。

5.2.2 ベイジアンネットワークモデルを用いた上達の要因分析

図 13 の構築したモデルから、ターゲットの到達回数には、手足を斜めに動かした回数の割合（「斜め移動の割合」と、「有効に使った時間の割合」が直接関係していることが分かった。これらの変数が、ターゲットの到達回数に与える影響を詳しく分析するために、1) 「斜め移動の割合」のみに条件を与えた場合、2) 「有効に使った時間の割合」のみに条件を与えた場合、3) 「斜め移動の割合」と「有効に使った時間の割合」の両方に条件を与えた場合に関して推論し、ターゲットの到達回数の確率（少・中・多の 3 状態の確率）の変化を調べる。

「有効に使った時間の割合」の低・中・高で推論を行った結果を図 14 に示す。このグラフは、「ターゲットの到達

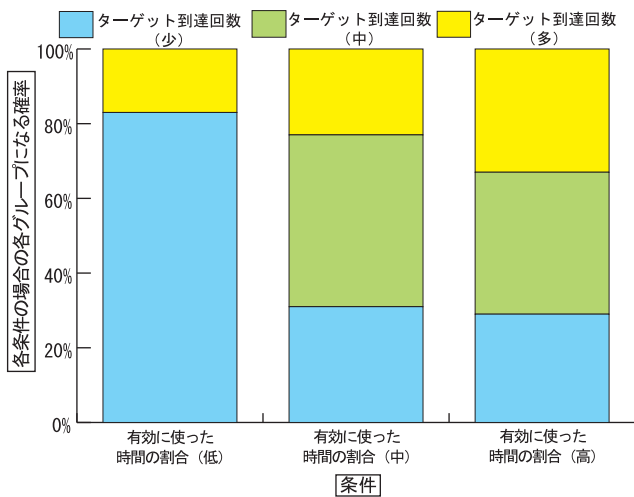


図 14 有効に使った時間の割合とターゲット到達回数との関係
 Fig. 14 Relationship between the proportion of time used for moving and the number of target reached.

回数」が少・中・多それぞれの場合の確率を示している。たとえば、「有効に使った時間の割合」が“低”の条件にあてはまる子どもは、80%以上の確率で「ターゲット到達回数」が“少”のグループに属することを示している。つまり、図 14 から、「有効に使った時間の割合」が低い場合は、「ターゲットの到達回数」が少ない場合の確率が高く、無駄な時間が長くと、ターゲット到達回数が少なくなることが分かる。しかし、「有効に使った時間の割合」が高い場合でも、「ターゲットの到達回数」が多い場合の確率が特に高いわけではないため、無駄な時間が短いだけでは、ターゲットの到達回数を多くできないことが分かる。次に、「斜め移動の割合」の低・中・高で推論を行った結果を図 15 に示す。「斜め移動の割合」が低い場合は、「ターゲットの到達回数」が少ない場合の確率が高く、斜めの動きが少ないと、ターゲットの到達回数が少ないことが分かる。「斜め移動の割合」が高い場合には、「ターゲットの到達回数」が多い場合の確率は高いが、「ターゲットの到達回数」が中間の場合の確率と比較すると顕著であるとはいえ、斜めの動きが多いだけでは、ターゲットの到達回数が確実に多くなるわけではない。最後に、「有効に使った時間の割合」と「斜め移動の割合」のそれぞれの低・中・高の組合せで推論した結果を図 16 に示す。「有効に使った時間の割合」と「斜め移動の割合」がともに低い場合には、「ターゲットの到達回数」が少ない場合の確率が80%以上となり、無駄な時間が長く、斜め移動の動きが少ない場合は、ターゲットの到達回数が少ないことが分かる。逆に、「有効に使った時間の割合」と「斜め移動の割合」がともに高い場合には、「ターゲットの到達回数」が多い場合の確率が全条件の中で最も高いことが分かる。以上の結果から、ターゲットの到達回数を増やすには、「有効に使った時間の割合」と「斜め移動の割合」両方を高くする必要があることが分かった。

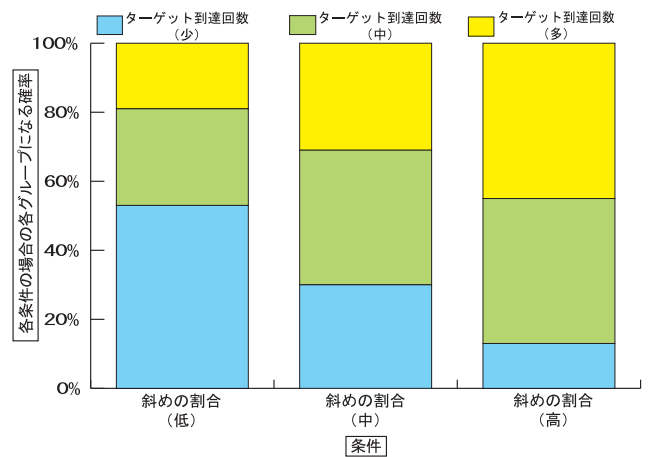


図 15 斜め移動の割合とターゲット到達回数との関係
 Fig. 15 Relationship between the proportion of making movements in an oblique direction and the number of target reached.

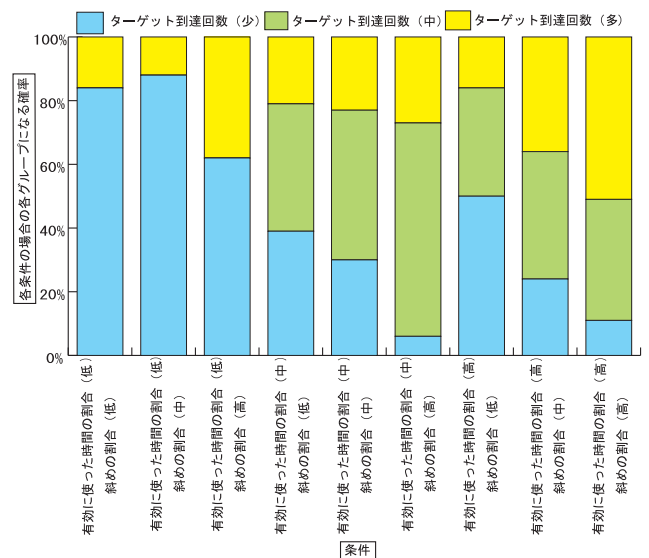


図 16 有効に使った時間の割合と斜め移動の割合の両方を考慮した場合のターゲット到達回数との関係
 Fig. 16 Relationship between a condition considering both the proportion of time used for moving and the proportion of making movements in an oblique direction and the number of target reached.

5.3 登りの上達分析に関する考察

本節で行った登り上達分析では、まず、ある被験者の上達要因を探り、次に、その被験者と同じ年齢で同じ難度のゲームに参加した計 34 人のデータを用いて構築したベイジアンネットワークモデルを用いて、上手な登りの要因を分析した。2つの分析により、今回分析したゲームの難度において、ターゲットの到達回数を増やすには、斜めの動きを行うスキルを身に付け、かつ与えられた制限時間を有効に活用することが重要であることが分かった。本章の分析結果より、上手な登り方の要因を見つけ、登り上達のモデリングが可能であることが明らかになり、今後、このモ

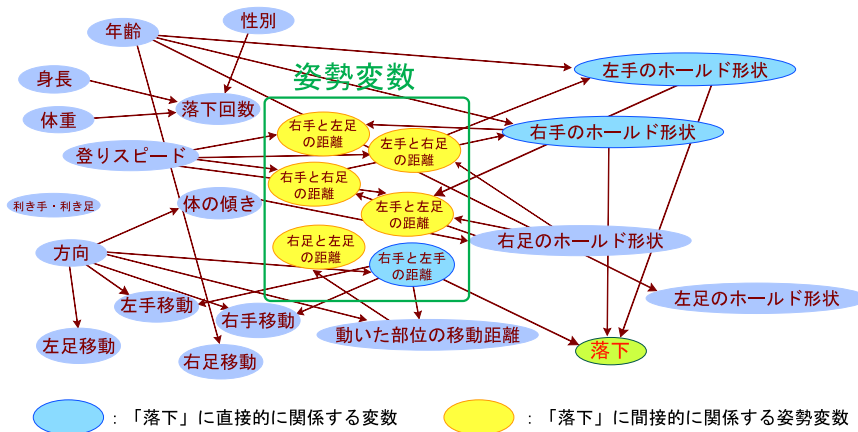


図 17 落下モデル

Fig. 17 Fall model.

デリング技術をベースとした子どもの発達を促進させるシステム開発への応用可能性が示唆された。

6. 子どもの落下に関するモデルの構築と評価

6.1 ベイジアンネットワークを用いた落下モデルの構築

2010年8月、キッズクリエイトで計測された435人中193人が非意図的に落下した。本研究では、そのうち、84人の合計232回の落下データを用いて、「落下」と子どもの身体変数や落下直前の姿勢変数、遊具の環境変数などの因果関係を明らかにすることを目的に、ベイジアンネットワークを用いて落下モデルの構築を行った。モデル構築には以下の変数を採用した。

身体変数…性別、年齢、身長、体重、利き手・利き足、落下回数、登りスピード

遊具の環境変数…右手のホールドの形状、左手のホールドの形状、右足のホールドの形状、左足のホールドの形状
 落下直前の姿勢変数…左手右手の距離、左手左足の距離、左足右足の距離、右手右足の距離、左手右足の距離、右手左足の距離、体の傾き、移動した部位の移動距離、移動方向、動いた部位（右手、左手、右足、左足）

身体変数の中の「登りスピード」は1回の計測における、制限時間90秒をターゲット到達回数で割ったものであり、1つのターゲットに到達するのにかかった平均時間を指す。姿勢変数の中の「体の傾き」は、床に水平な辺をx軸とし、床に垂直な辺をy軸で表したとき、左手と右手の座標の midpoint と、左足と右足の座標の midpoint を結んだ直線がy軸となす角で表す。落下したデータに加えて、落下しなかったデータについても上記と同じ変数を、落下したデータと同じ回数の232回分抽出し、合計464回分のデータを用いて、モデルの構築を行った。構築した落下モデルを図17に示す。

6.2 落下モデルの評価

構築した落下モデルの「落下」の予測性能を cross-validation 法 [15] によって評価した。前節で述べた落下

モデルの予測性能を評価するために、モデルの構造は固定し、464回のデータからランダムに選択した半数のデータを用いて事前確率を与えてモデルを構築し、使用していない半数のデータの「落下」以外のパラメータをモデルに入力して推論させ、その結果を実際のデータと比較した。この作業を5回繰り返し、その平均を評価結果とした。評価方法は4.2節の「登りモデルの評価」と同じ方法で行った。評価結果であるF値は0.70となり、高い推論性能があることを確認できた。

6.3 落下モデルの考察

構築したモデルから、「落下」には落下直前の「右手のホールド形状」、「左手のホールド形状」、「右手と左手の距離」の3変数が直接関係していることが分かった。また、その3変数に関係する、「年齢」、「左手と右足の距離」、「左手と左足の距離」、「右手と右足の距離」、「右手と左足の距離」、「動いた部位の移動距離」、「方向」、「左手移動」、「右手移動」の9つの変数が「落下」に間接的に関係していることが分かった。そこで、これらの変数のうち、どの変数が「落下」に与える影響が大きいのかを把握するため、以下の条件を対象に感度分析を行った。

- 右手もしくは左手のホールドの形状…易・普・難
- 左手右手の距離…0-322 mm (短)・322-536 mm (中)・536-948 mm (長)
- 左手左足の距離…300-761 mm (超短)・761-1048 mm (短)・1048-1469 mm (中)・1469-1824 mm (長)
- 左手右足の距離…424-705 mm (超短)・705-1027 mm (短)・1027-1474 mm (中)・1474-1824 mm (長)
- 右手左足の距離…424-816 mm (超短)・816-1133 mm (短)・1133-1519 mm (中)・1519-1824 mm (長)
- 右手右足の距離…300-764 mm (超短)・764-1042 mm (短)・1042-1458 mm (中)・1458-1824 mm (長)
- 動いた部位の移動距離…0-338 mm (短)・338-536 mm (中)・536-948 mm (長)

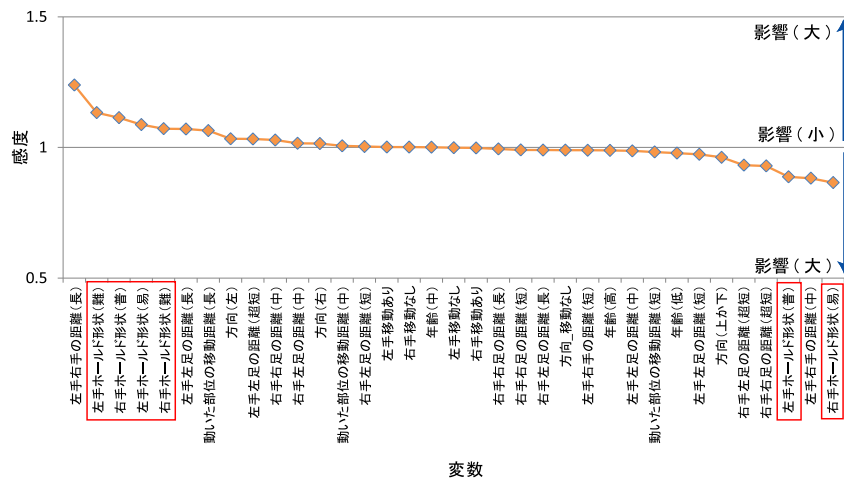


図 18 落下に関する変数の感度分析の結果
Fig. 18 Result of sensitivity analysis.

年齢…3-5歳(低)・5-9歳(中)・9-11歳(高)
 方向…上・下・右・左
 右手もしくは左手移動…あり・なし

感度分析の結果を図 18 に示す。このグラフは、感度が 1 に近いほど「落下」への影響が小さく、値が 1 から離れるほど「落下」への影響が大きいことを示している。感度分析の結果をみると、「左手のホールド形状」と「右手のホールド形状」の全状態の感度の絶対値が大きいことから、「落下」に対して、手で掴むホールドの形状が特に影響していることが分かった。また、「右手左手の距離」は、状態が「長」や「中」の場合には影響が強いが、「短」の場合は影響が弱いことが分かる。右手と左手の距離が短い場合は、子どもにとってバランスがとりやすい状態であると考えられ、逆に、右手と左手の距離が遠い方がバランスをとることが難しいため「落下」に与える影響が大きくなることが考えられる。以上のことから、たとえば、落下モデルを用いて、形状が異なるホールドの配置を設計することで、落下しにくい遊具を設計できる可能性がある。このように、「落下」のベイジアンネットワークモデルを構築して分析することで、「落下」に影響を与える要因を把握したり、その中でも特に影響が大きい要因を把握したりすることが可能になる。このことは、非意図的な落下が生じにくい遊具の設計をモデルベースなアプローチで進められる可能性があることを意味している。

7. 結論

本研究では、子どもへの遊びのサービス提供と遊び行動のセンシング機能が一体化した計測方法を実現するクライミングウォール型センサ遊具を開発した。本稿では、開発したセンサ遊具のシステムについて述べ、収集したデータから、姿勢推定が可能な登り行動モデルの構築を行い、身体変数や姿勢変数を制御することで、次にとりうる姿勢を推定できることを示した。登りの上達に関する分析からは、

本稿で分析した難度のゲームにおいて、上手に登る方法は、斜め移動を行いながら制限時間を有効に使うという 2 つの要因が、ターゲットの到達回数を増やすために必要であることが分かった。また、収集した非意図的な落下データから落下モデルの構築を行い、落下する要因として、右手と左手のホールドの種類と両手の距離が関係しているという知見を得た。本研究の結果から、インタラクティブなセンサ遊具を用いて実際に遊び行動のデータを収集し、行動モデルを構築し分析を行うことで、「上達」や「落下」に影響する要因を明らかにすることが可能であることが分かった。今後、インタラクティブなセンサ遊具の技術を活用し、構築された子どもの遊び行動のモデルを用いて遊具の設計を行うことで、将来を担う子ども達に安全で楽しい遊具を提供し、自発的な遊びを促進したり、遊具を通して、子どもの持つ能力を引き出し発達を促したりする遊び場の提供をするなどの展開を期待している。

参考文献

- [1] 日本学術会議：我が国の子どもを元気にする環境づくりのための国家的戦略の確立に向けて (2007).
- [2] 日本学術会議：子ども達が群れて遊ぶ「公園・ひろば」の復活 (2008).
- [3] 杉原 隆：運動発達を阻害する運動指導，幼児の教育，Vol.107, No.2, pp.16-22 (2008).
- [4] 国土交通省：都市公園における遊具の安全確保に関する指針(改定版) (2008).
- [5] (社)日本公園施設業協会：遊具の安全に関する基準 JPFA-S : 2008 (2008).
- [6] (独)産業技術総合研究所：平成 21 年度中小企業支援調査・安全知識循環型社会構築事業報告書 (2010).
- [7] Furukawa, K., Kinjo, K., Shimizu, S., Sawai, K. and Yoshinaga, S.: On Modeling Bow Arm Movement in Cello. Playing by Whip Motion, *Proc. 3rd European Medical and Biological Engineering Conference* (2005).
- [8] Ohgi, Y., Baba, T. and Sakaguchi, I.: Measurement of Deceleration of Golfer's Sway and Uncock Timing in Driver Swing Motion, *The Impact of Technology on Sport*, Subic, A. and Ujihashi, S. (Eds.), pp.349-354,

- ASTA (2005).
- [9] Pares, N., Carreras, A., Durany, J., Ferrer, J., Freixa, P., Gomez, D., Kruglanski, O., Pares, R., Ribas, J.I., Soler, M. and Sanjurjo, A.: Promotion of creative activity in children with severe autism through visuals in an interactive multisensory environment, *Proc. 2005 Conference on Interaction Design and Children*, ACM Press, New York (2005).
- [10] Soler-Adillon, J., Ferrer, J. and Pares, N.: A novel approach to interactive playgrounds: The interactive slide project, *Proc. 8th International Conference on Interaction Design and Children* (2009).
- [11] Perttu, H.: Interactive Video Mirrors for Sports Training, *Proc. 3rd Nordic Conference on Human-Computer Interaction*, pp.199-202 (2004).
- [12] Zigelbaum, J., Millner, A., Desai, B. and Ishii, H.: Body-Beats: whole-body, musical interfaces for children, *Proc. CHI'06 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp.1595-1600, ACM Press (2006).
- [13] Holland, S., Marshall, P., Bird, J., Dalton, S., Morris, R., Pantidi, N., Rogers, Y. and Clark, A.: Running up Blueberry Hill: Prototyping Whole Body Interaction in Harmony Space, *Proc. 3rd Conference on Tangible and Embodied Interaction*, pp.92-98, ACM Press (2009).
- [14] 本村陽一：大規模データからの日常生活行動モデリング, *Synthesiology*, Vol.2, No.1, pp.1-11 (2009).
- [15] Stone, M.: Cross-validation and multinomial prediction, *Biometrika*, Vol.61, No.3, pp.509-515 (1974).
- [16] Kitamura, K., Nishida, Y., Matsumoto, N., Motomura, Y., Yamanaka, T. and Mizoguchi, H.: Development of Infant Behavior Simulator: Modeling Grasping Achievement Behavior Based on Developmental Behavior Model and Environmental Interest Induction Model, *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol.17, No.6, pp.705-716 (2005).

推薦文

当シンポジウムのベストペーパーを受賞した論文である。子供の行動を認識するためのデバイス設計、および、実運用を通じたインタラクションの詳細な分析がなされており完成度の高い論文である。

(インタラクション 2011 シンポジウムプログラム委員長
市村 哲)



井上 美喜子

平成 21 年カリフォルニア州立大学サンノゼ校公衆衛生大学院地域健康教育専攻修士課程修了。平成 22 年産業技術総合研究所デジタルヒューマン工学研究センター入所。現在、同研究所テクニカルスタッフ。



西田 佳史

平成 10 年東京大学大学院工学系研究科機械工学専攻博士課程修了，博士（工学）。平成 10 年通商産業省工業技術院電子技術総合研究所入所。平成 15 年デジタルヒューマン研究センター人間行動理解チーム長。平成 20 年同研究所サービス工学研究センター大規模データモデリング研究チーム兼務。平成 22 年デジタルヒューマン工学研究センター生活・社会機能デザイン研究チーム長。平成 23 年同研究所上席研究員。



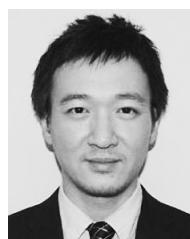
北村 光司

平成 20 年東京理科大学大学院理工学研究科機械工学専攻博士課程修了，博士（工学）。同年産業技術総合研究所デジタルヒューマン研究センター研究員。平成 22 年より産業技術総合研究所デジタルヒューマン工学研究センター研究員。ドコモ・モバイルサイエンス賞等を受賞。ヒューマンインターフェース学会，日本ロボット学会，ヴァーチャルリアリティ学会各会員。



大内 久和

平成 23 年東京理科大学大学院理工学研究科機械工学専攻修士課程修了。同年株式会社 Speee に入社。現在，株式会社 Speee 所属。



金 一雄

平成 21 年東京理科大学理工学部機械工学科卒業。同年株式会社サキコーポレーション入社。平成 22 年産業技術総合研究所デジタルヒューマン工学研究センター入所。現在，同研究所契約職員。



本村 陽一

平成 5 年電気通信大学大学院博士前期課程修了。同年電子技術総合研究所入所。平成 15 年産業技術総合研究所デジタルヒューマン研究センター主任研究員。平成 20 年同研究所サービス工学研究センター大規模データモデリング研究チーム長。平成 23 年より同研究所サービス工学研究センター副研究センター長。統計数理研究所客員教授，東京工業大学連携准教授兼任。博士（工学）。知能情報処理，機械学習，サービス工学等の研究に従事。人工知能学会研究奨励賞，全国大会優秀賞，人間工学会大島賞，ドコモモバイルサイエンス賞，インタラクション 2011 ベストペーパー賞等受賞。電子情報通信学会，人工知能学会，行動計量学会，IEEE 等各会員。



溝口 博（正会員）

昭和 55 年東京大学工学部計数工学科卒業。昭和 60 年同大学大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了，博士（工学）。同年株式会社東芝入社。東京大学先端科学技術センター，埼玉大学工学部を経て，平成 14 年より東京理科大学理工学部機械工学科。実世界中で人間のやりとりする機械およびそのためのインタフェースの研究に従事。日本機械学会，日本ロボット学会，IEEE 各会員。



城 仁士

昭和 56 年九州大学大学院教育学研究科博士課程単位修得退学。昭和 56 年より長崎大学教育学部講師。平成 4 年より神戸大学発達科学部助教授。平成 9 年カリフォルニア大アーバイン校にて災害ストレスについて長期在外研究。平成 10 年より神戸大学発達科学部教授。平成 19 年より神戸大学大学院人間発達環境学研究科教授。生活環境心理学を創設，老人福祉サービス，ストレス，キャリア発達研究に従事。教育学博士，学校心理士（第 51381）。