

研究報告書  
(本編)

モーションセンサによるスキル系身体活動の  
ニューラルネットワーク解析

---

平成 28 年度札幌国際大学奨励研究費

平成 29 年 3 月

研究者 小林秀紹

## 研究組織

研究者 小林秀紹（札幌国際大学スポーツ人間学部スポーツ指導学科）

## 研究経費

平成 28 年度 1300 千円（消耗品 96 千円，旅費交通費 51 千円，  
教育研究用機器備品 1153 千円）

## 研究発表

### 学会シンポジウム

- 小林秀紹（札幌国際大学），船渡和男（日本体育大学），市村志朗（東京理科大学），河部誠一（バレーボール・アンリミテッド）  
「競技選手・チームパフォーマンス向上に活かされる映像・データ分析」  
日本体育学会第 67 回大会，平成 28 年 8 月，大阪体育大学

### 学会発表

- 小林秀紹（札幌国際大学）  
「フィードバック情報としての映像・データ分析」  
日本体育学会第 67 回大会，平成 28 年 8 月，大阪体育大学
- 小林秀紹（札幌国際大学）  
「慣性センサによる身体運動キネマティクスの時空間解析」  
日本体育測定評価学会第 16 回大会，平成 29 年 3 月大分ポルトホール

## 研究概要

体力やスポーツ能力の向上には、効果的な身体運動の実施が必要である。身体能力は主に筋力や呼吸循環系の評価が中心であるが、動作そのものの評価が日常生活やスポーツにおいてより重要となる。本研究は慣性センサを利用し、機能の観点から身体運動の学習効率を人工知能の一種であるニューラルネットワークおよびセンサフュージョン、カルマンフィルタを適用し、身体活動能力を評価するシステムの開発を試みた。

### 研究開発の背景及び目的

慣性センサは近年、様々な動きの情報の取得に利用されている。GPS や加速度計の併用によって、身体のエネルギー系の体力評価にも貢献している。これらの動きは単に運動愛好家だけでなく、予防医学の観点から個人の運動行動の把握やバイタルサインのチェックなど、医療情報の活用につながり、今後ますます活発になることが予測される。一方、多くのスポーツをはじめ、高齢者の運動教室や運動機能低下者のリハビリテーションなど、前述の呼吸循環系のみならず、運動器の操作系のデータ取得が今後重要になり、個別医療と同様、どのように測定・評価をするかが身体能力評価の重要な検討課題になると指摘できる。

日常生活動作の評価はフィールドレベルにおいて一般に、ADL 評価や徒手検査、トレーニングによって概ねの筋力を推定することによってなされる。しかし、日常の生活においては最大筋力の評価よりも、操作系の巧みな動きを中心とした機能的な動きの評価を行う方がより実用的と考えられる。また、動作の詳細な評価は、実験室レベルにおいて主に光学測定によって行なわれているが、研究専用の機器は高価であり、操作性も専門的知識を必要とし、汎用性の点で一般利用には不向きである。

近年、簡便な身体活動を測定できるセンサが開発製品化され、様々な活用法が模索されている。本研究は慣性センサを利用し、iPad等の携帯端末で利用可能なGUIに優れたアプリケーションソフトの開発を目指している。これまで一般には筋機能の簡便な測定と運動機能訓練に貢献する効果的なフィードバック情報と改善プログラムを提供し、同分野のアプリケーションソフトの市場開拓を期するものである。

## 研究開発の目標

身体活動を簡便に測定できる慣性センサを利用し、バイオメカニクスの観点から身体活動の内部表現とパターン生成を測定評価する。そこから得られる動作の学習効率を分析し、一般の人にも利用が容易なユーザーインターフェイスを有する身体機能の評価と機能改善プログラムを備えたアプリケーションソフトを開発することが本研究開発の目標である。

本研究開発の結果は、生活習慣について個体差や個人の家庭環境を考慮して評価したり、スポーツ競技のフォームについて分かりにくい数値のフィードバック情報ではなく、直感的に理解しやすいグラフィカル情報を提供することによって、望ましい生活習慣を実践することや望ましいスポーツ競技のフォームを習得する環境を構築することにつながる。すでに本研究で利用している慣性センサによって、スポーツ動作のキネマティック特性を測定および評価がなされている。しかし、センサの特性を活かした生体情報を評価するアプリケーションソフトの開発は始められているが未だ十分ではない。日常生活や機能評価に適用可能なソフトはこれからの課題である。本研究は筋発揮の情報を簡便に出力して、理解しやすいフィードバック情報を提供することによって、より効果的な機能訓練やトレーニングが可能なしくみを提供することを目標とする。



## 研究開発の内容及び方法

身体活動の評価には、身体各部位に装着した慣性センサによる加速度、角速度データを利用する。光学式と異なり空間座標への投影が必要となる。慣性センサの計測情報から姿勢情報を得るためには、ジャイロセンサより角速度の積分演算が行われるためドリフト誤差が発生する。ドリフト誤差による影響を回避する方法として、カルマンフィルタを適用する。加速度センサと角速度センサによって得られた加速度と角速度データについて主成分分析により動作パターンの識別と抽出を行う。一般健常者、スポーツ選手、要支援要介護者等、様々な筋機能を有する被験者群のデータにおいてその差異と関連を検討し、群ごとの特性と筋機能評価変量の検討を行う。さらに、カーリング競技に着目し、同種目の筋活動を測定し、動画および加速度・角速度計測による測定データとの比較を行う。スキルの構成要素における出力系、すなわち、「正確さ」「素早さ」「持続性」の各理論因子モデルの因子妥当性を検討し、新たなスキル評価変量を作成し、プログラムの筋機能評価推定式に反映させる。

探索的因子分析により抽出された体力のスキル関連因子と動作分析データに対する解析によって得られたスキル評価変量との関連を明らかにし、新たなサイバネティクス系体力評価変量の作成ならびに同評価システムを構築し、それらを装備したアプリケーションソフトを開発する。

本奨励研究の結果は平成 28 年度においては 2 編の学会発表によって公表したが、平成 29 年度に日本測定評価学会の論文雑誌に投稿予定である。また、取得したデータは引き続き平成 30 年以降も上記以外の学会および本学研究紀要に投稿し、公表する予定である。

## 奨励研究成果概要

### バーベルスナッチ編

身体運動のキネマティクスは一般に光学式の測定が行われてきた。一方、慣性センサを用いた方法は簡便かつ測定範囲の制限を受けない計測が可能である。慣性センサから得られる身体運動計測情報は、加速度や角速度であり、角速度の積分演算や重力加速度の変換からデータを得ることができる。また時間軸に沿って変化する現象は動的時系列解析によって分析される。急激な変化が生じたり、非線形性を示すデータ等身体運動における神経系サイバネティックス系の体力を評価する場合は、時間の要素を含む状態空間解析の適用が望ましい。

本研究はバーベルによるスナッチ動作について、時間情報を含めた慣性センサから得られる情報に対して状態空間モデルの適用を試みた。

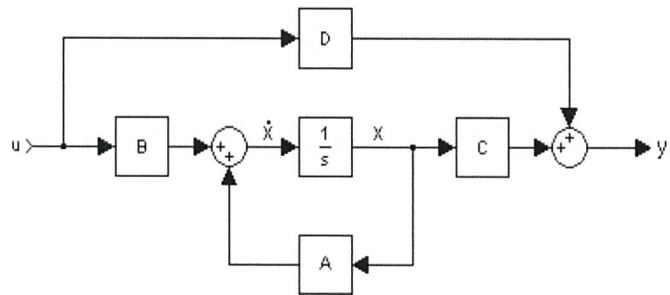
#### ■慣性センサ

右写真の慣性センサ (XSENS, Xsens North America Inc. USA) を使用した。この慣性センサは 3 次元的な方位変化・加速度・角速度をリアルタイムに計測可能な装置であり、近年、小型化・無線化され、身体運動中の関節運動計測への応用可能な製品が開発されてきている。



## ■状態空間モデルの適用

状態空間モデルはほとんどの時系列モデルを表現できる汎用性の高い時系列分析のモデルである。観測できない隠れた「状態モデル」と観測した結果である「観測モデル」からなる。



本研究で用いた計測システムは、3軸方位、3軸ジャイロセンサ、3軸加速度センサ、3軸地磁気センサが搭載されており、3軸の角速度、加速度、磁場を計測可能である。各センサからの情報を取得し、PCへ送信する。

## ■実験機器・設定

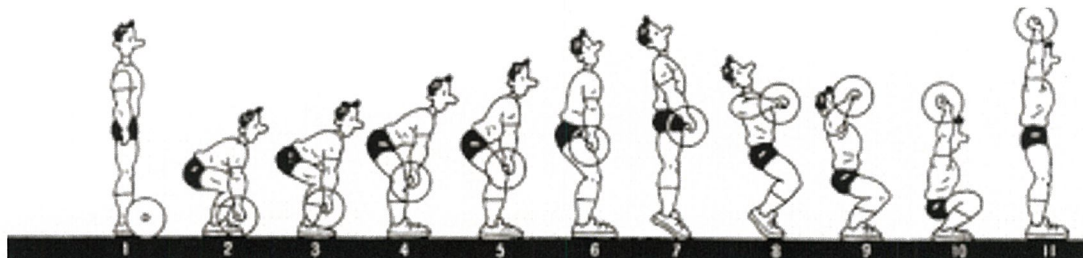
実験試技 バーベルによるスナッチ動作 14 挙上 (重量 40%MVC)

慣性センサ(XSENS, Xsens North America Inc. USA)

解析範囲はスタートポジションの動作を含めた連続試技







静止状態において、加速度センサは重力加速度のみを出力する。重力加速度のみでは方位角成分が取得できず、絶対座標の姿勢情報が取得できない。そのため相対座標の重力加速度から姿勢情報を算出する。姿勢情報と重力加速度の非線形関係についてカルマンフィルタを用いて推定する。

相対座標の姿勢情報をロール・ピッチ・ヨー角で表現すると、リンク  $i+1$  からリンク  $i$  への回転行列  ${}^iC_{i+1}$  は式(1)で得られる。それぞれのリンクにおける重力加速度  ${}^i\mathbf{g}$ ,  ${}^{i+1}\mathbf{g}$  と回転行列の関係は式(2)で得られる。

$${}^iC_{i+1} = C(\psi_{i+1}) \cdot C(\theta_{i+1}) \cdot C(\phi_{i+1}) = \begin{bmatrix} \cos^i \psi_{i+1} & -\sin^i \psi_{i+1} & 0 \\ \sin^i \psi_{i+1} & \cos^i \psi_{i+1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos^i \theta_{i+1} & 0 & \sin^i \theta_{i+1} \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin^i \theta_{i+1} & 0 & \cos^i \theta_{i+1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos^i \phi_{i+1} & -\sin^i \phi_{i+1} \\ 0 & \sin^i \phi_{i+1} & \cos^i \phi_{i+1} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$${}^i\mathbf{g} = {}^iC_{i+1} {}^{i+1}\mathbf{g}$$

$${}^i\mathbf{g} = \begin{bmatrix} {}^i g_x \\ {}^i g_y \\ {}^i g_z \end{bmatrix}, \quad {}^{i+1}\mathbf{g} = \begin{bmatrix} {}^{i+1} g_x \\ {}^{i+1} g_y \\ {}^{i+1} g_z \end{bmatrix} \quad (2)$$

${}^i\phi_{i+1}$ ,  ${}^i\theta_{i+1}$ ,  ${}^i\psi_{i+1}$  は相対座標系におけるロール角, ピッチ角, ヨー角である。これより非線形状態方程式, 観測方程式を作成し, 拡張カルマンフィルタの適用によって初期姿勢を推定する。(3), (4)はそれぞれ非線形状態方程式, 観測方程式である。

$$x_{i+1} = F(x_i) + w_i \quad (3)$$

$$x_i = \begin{bmatrix} {}^i\phi_{i+1} \\ {}^i\theta_{i+1} \\ {}^i\psi_{i+1} \end{bmatrix}, \quad F(x_i) = \begin{bmatrix} {}^i\phi_{i+1} \\ {}^i\theta_{i+1} \\ {}^i\psi_{i+1} \end{bmatrix}$$

$$y_i = H(x_i) + v_i \quad (4)$$

$$y_i = \begin{bmatrix} {}^i g \\ {}^{i+1} g \end{bmatrix}, \quad H(x_i) = \begin{bmatrix} {}^i C_{i+1} & {}^{i+1} g \\ {}^i C_{i+1}^T & {}^i g \end{bmatrix}$$

身体運動における 姿勢情報を推定するためのセンサフュージョンを角速度、加速度の関係を用いた 2 リンクモデルで表現する.

関節  $i+1$  と各リンクの加速度センサ出力との関係は式(5), (6)より得られる. 関節から加速度センサまでの距離を一定と仮定し, 式(7)の関係とジャイロセンサの角速度, 微分して得られる角加速度から式(5), (6)の遠心加速度成分, 接線加速度成分を計算できる. 関節  $i+1$  を原点とした加速度センサの遠心加速度成分と接線加速度成分の和より, 各加速度センサ出力の関係は式(8)で表すことができる.

$$A_{p_i} = {}^i A_{i+1} - \omega_i \times \omega_i \times r_i - \dot{\omega}_i \times r_i + {}^i g \quad (5)$$

$$A_{p_i} = \begin{bmatrix} a_{x_i} \\ a_{y_i} \\ a_{z_i} \end{bmatrix}, \quad \omega_i = \begin{bmatrix} \omega_{x_i} \\ \omega_{y_i} \\ \omega_{z_i} \end{bmatrix}, \quad \dot{\omega}_i = \begin{bmatrix} \dot{\omega}_{x_i} \\ \dot{\omega}_{y_i} \\ \dot{\omega}_{z_i} \end{bmatrix}, \quad r_i = \begin{bmatrix} r_{x_i} \\ r_{y_i} \\ r_{z_i} \end{bmatrix}$$

$$A_{p_{i+1}} = {}^{i+1} A_{i+1} + \omega_{i+1} \times \omega_{i+1} \times r_{i+1} + \dot{\omega}_{i+1} \times r_{i+1} + {}^{i+1} g \quad (6)$$

$$A_{p_{i+1}} = \begin{bmatrix} a_{x_{i+1}} \\ a_{y_{i+1}} \\ a_{z_{i+1}} \end{bmatrix}, \quad \omega_{i+1} = \begin{bmatrix} \omega_{x_{i+1}} \\ \omega_{y_{i+1}} \\ \omega_{z_{i+1}} \end{bmatrix}, \quad \dot{\omega}_{i+1} = \begin{bmatrix} \dot{\omega}_{x_{i+1}} \\ \dot{\omega}_{y_{i+1}} \\ \dot{\omega}_{z_{i+1}} \end{bmatrix}, \quad r_{i+1} = \begin{bmatrix} r_{x_{i+1}} \\ r_{y_{i+1}} \\ r_{z_{i+1}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

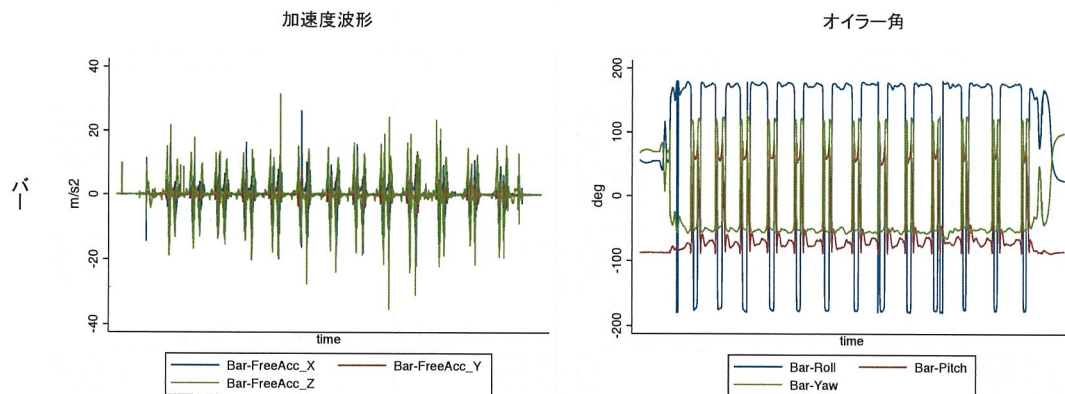
$${}^i A_{i+1} + {}^i g = {}^i C_{i+1} ({}^{i+1} A_{i+1} + {}^{i+1} g) \quad (8)$$

$$A_{p_i} + A_{v_i} = {}^i C_{i+1} (A_{p_{i+1}} - A_{v_{i+1}}) \quad (8)$$

なお,  $r_i$  は関節  $i+1$  からリンク  $i$  の加速度センサまでの位置ベクトルである.  $r_{i+1}$  は関節  $i+1$  からリンク  $i+1$  の加速度センサまでの位置ベクトルである.  $\omega_i$ ,  $\omega_{i+1}$  はリンク  $i$ ,  $i+1$  の角速度,  ${}^iA_{i+1}$ ,  ${}^{i+1}A_{i+1}$  はリンク  $i$  座標系, リンク  $i+1$  座標系における関節  $i+1$  の加速度である.

## 結果と考察

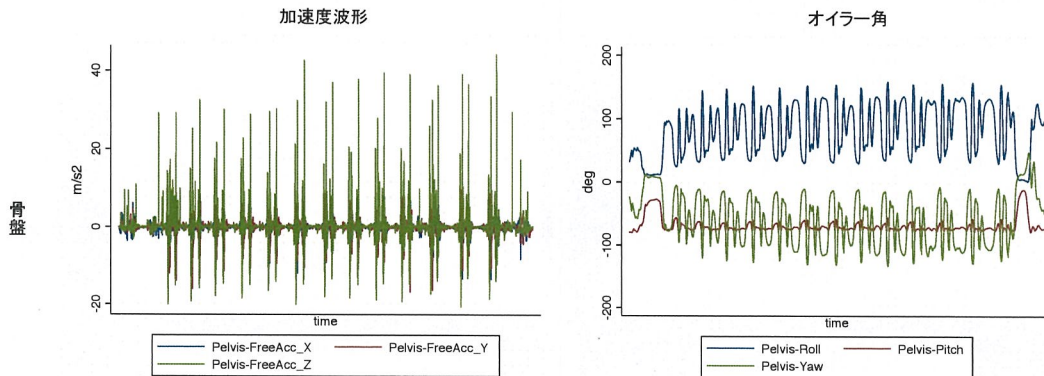
本研究において身体活動における並進加速度と磁場外乱のそれぞれの関与を検証するために, 屋内環境において並進加速度発生下における磁場外乱の発生を確認した. 重力加速度を除去した基準リンクにおける加速度センサ出力である並進加速度について, 得られた計測情報にカルマンフィルタを適用し, 得られた身体活動情報を推定した.



先行研究では, 遠心接線加速度成分は考慮しているが, 並進加速度成分にはその限りではない, 重力加速度を用いてドリフトによる誤差を補正しているピッチ角とヨー角には大きな誤差が発生しており, 磁場を用いてドリフトによる誤差を補正しているロール角においては, 屋内環境において発生する磁場外乱の影響によって誤差が発生する.

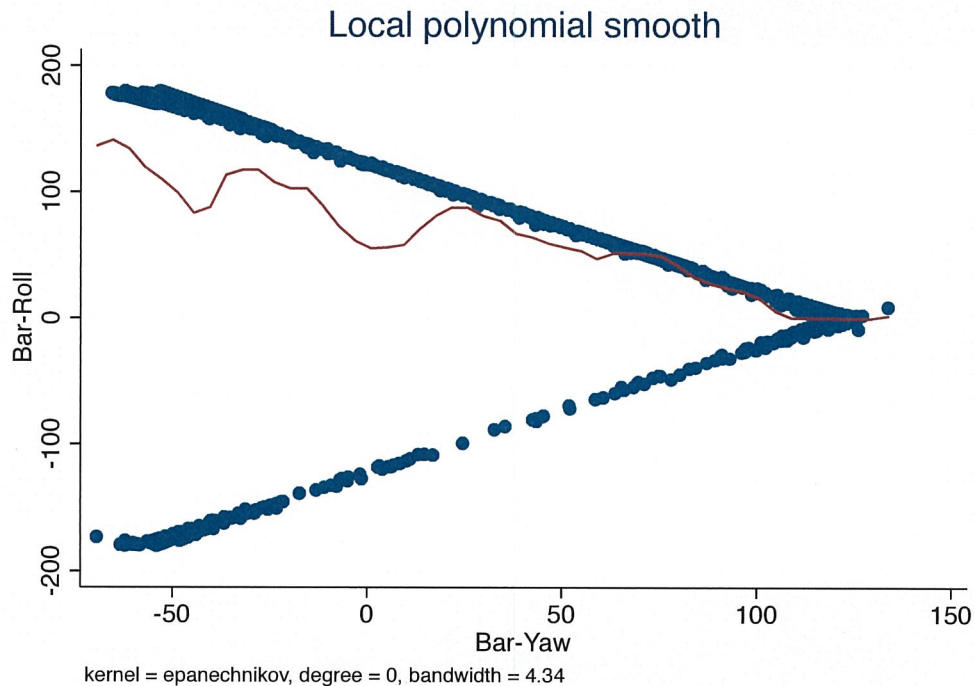


本研究における方法は、並進加速度による影響を受けず、地磁気センサを利用



していない。すなわち、磁場の外乱が混入しないため、ロール・ピッチ・ヨー角においてドリフトによる誤差を補正し、他センサによる角度と概ね一致した値が得られた。本研究で用いた方法による結果の二乗平均誤差は並進加速度無しの場合とほぼ同程度の精度が得られた。

本研究の結果、慣性センサによる状態空間解析によって、挙上試技毎の動作傾向を踏まえ、複数回の試技全体の傾向（疲労等）の動作速度に及ぼす傾向が推定



できた. これによって個人特性を踏まえた動作速度のパフォーマンス評価が可能になると考えられる

## カーリングフォーム編

複数のモーションセンサから得られるデータを統合的に解析し、映像データによるフォーム分析と同等のフィードバック情報を提供できるよう、身体活動における動画および角速度計測による分析を行った。一般的なキネマティクスおよびキネティクス、三次元動作分析は実施されているが時間要素については、時間局ごとの分析や、経時的な分散分析等の時系列解析に留まる。動作の巧みさやパワーの評価は時間の要素を適切に評価変量として組み込む必要があるが、時間の要素を包括的に加えた四次元時空間解析は十分行われていない。時空間解析による動作分析によって、これまで評価からもれていた時間情報を含めた評価変量を提示し、スキルの構成要素における出力系、すなわち、「正確さ」「素早さ」「持続性」の各理論因子モデルの妥当性を検討し、新たなスキル評価変量を作成する。加速度センサと角速度センサによって得られた加速度と角速度データについて主成分分析により動作パターンの識別と抽出を行い、時空間解析を適用する。探索的因子分析により抽出された体力のスキル関連因子と動作分析データに対する時空間解析によって得られたスキル評価変量(「正確さ」「素早さ」「持続性」との関連を明らかにし、新たなサイバネティックス系体力評価変量の作成ならびに同評価システムを構築する。

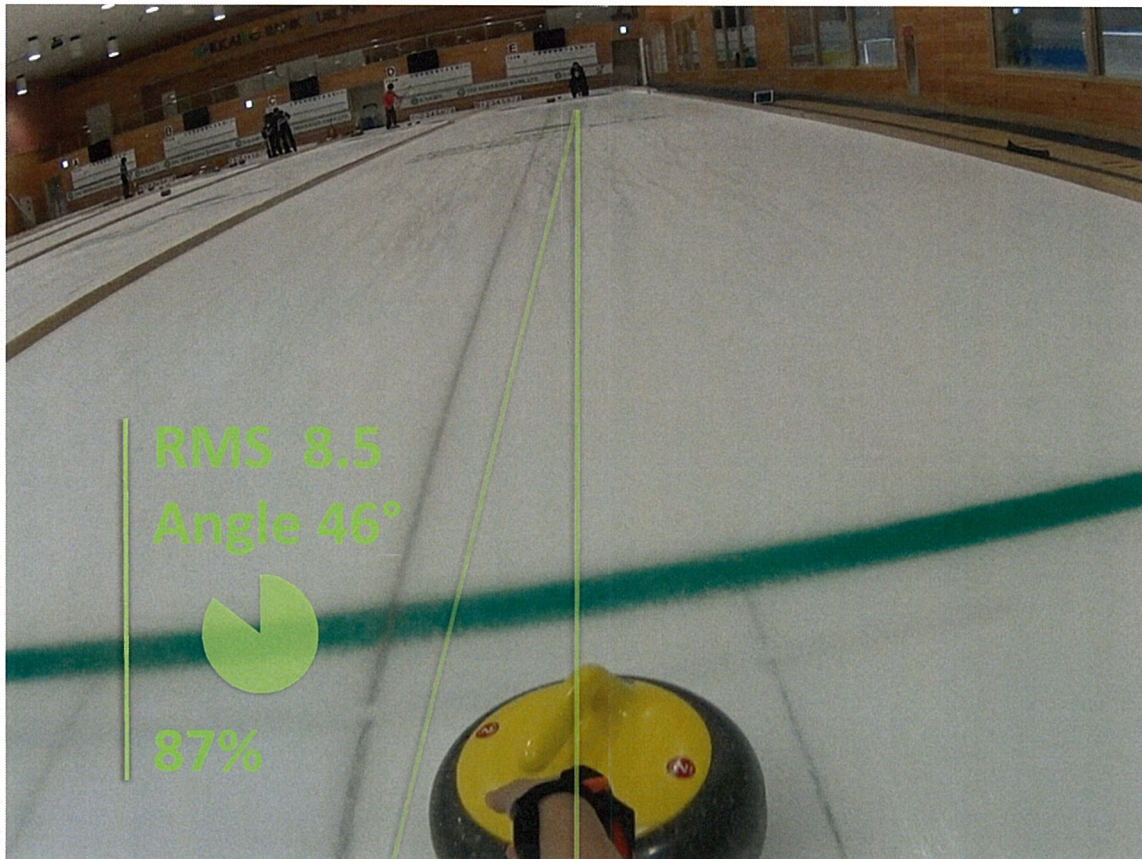
奨励研究費を活用し 6 個のセンサからカーリング選手のフォーム分析を行った（下写真）。



これまで屋外特に氷上におけるスポーツ競技では詳細なフォーム分析は困難であったが、センサ計測によるフォーム分析が可能となった。カーリングにおける投球の成功と失敗の事前確率はある 1 選手が経験的に感じている投球の成功と失敗の確率である。この成功と失敗の確率は、その際の投球動作において足の位置が望ましいフォームとそうでない場合、すなわち関節角度の状況によって変動する。足の位置が望ましい場合（足正）とそうでない場合（足誤）によって、投球全体が成功であったか失敗であったか、その状況に基づく確率の変化についてベイズ推定を行った結果、足の位置が望ましいフォームでなかった場合は、投球の失敗確率が 20%から 47%への変化することを予測できる。すなわち、実際のフォームを評価することによってアウトカムの確率が変化したことを示しており、状況に応じた事後確率（確率の変化）を評価して、フィードバック情報を常に修正することができる。下図は、このようなアウトカムの結果を慣性センサから得られる即時フィードバック情報として、選手の装着するゴーグル型のモニターに投影したイメージ図である。足関節 46 度という生データではなく、選手の判断を支援する事後確率（87%）を提示することができる。事後確率は



様々な情報の集約であり，常に予測精度が改善されていく．



このようなセンシング技術と人工知能 AI の一種である機械学習に代表されるデータ分析手法の組み合わせによって，選手やチーム，あるいはコーチに有益なフィードバック情報を提示することができる．現在，これにより得られたデータについて解析を行い，研究発表を準備している．

今後の課題として，6 個のセンサではフォーム分析において下肢の評価のみとなり，全身のフォーム分析はできないため，次年度の奨励研究の申請においては，継続課題として全身のフォーム分析ができる 13 個のセンサを導入するために，7 つのセンサを追加購入の依頼をする予定である．

## 日本体育測定評価学会第16回大会 発表抄録

### 慣性センサによる身体運動キネマティクスの時空間解析

○ 小林秀紹（札幌国際大学）

身体運動のキネマティクスは一般に光学式の測定が行われてきた。一方、慣性センサを用いた方法は簡便かつ測定範囲の制限を受けない計測が可能である。慣性センサから得られる身体運動計測情報は、加速度や角速度であり、角速度の積分演算や重力加速度の変換からデータを取得することができる。また時間軸に沿って変化する現象は動的時系列解析によって分析される。急激な変化が生じたり、非線形性を示すデータ等身体運動における神経系サイバネティクス系の体力を評価する場合は、時間の要素を含む時空間解析の適用が望ましい。本研究は、非周期的な運動について時間情報を含めた分析を慣性センサから得られる情報の解析を試みた。本研究の結果、並進加速度、ドリフトによる誤差を補正した結果を推定することができた。慣性センサによる時空間解析によって、測定誤差が少なく且つ環境を選ばない身体運動計測が可能であり、新たなスポーツ現場における測定精度の高い測定方法が提案できると考えられた。



## ◆特集1 競技選手・チームパフォーマンス向上に活かされる映像・データ分析

## フィードバック情報としての映像・データ分析

## Data analysis to effective feedback

小林 秀紹<sup>1)</sup>Hidetsugu KOBAYASHI<sup>1)</sup>

## 1. フィードバックとしてのデータ分析

競技選手やチームのパフォーマンス向上において、データ活用の重要性はますます高まっている。試合中の即時的フィードバックによる戦略決定、映像の分析結果を選手・コーチ間で共有することによる課題や目標の明確化、データ分析によるパフォーマンスや成績の予測、個人に特化したフィードバック等、いわゆる「使えるデータ分析結果」として活用される。これらは先進的な取り組みがすでに実践されている一方、多くの指導現場に普及しているとは言い難い。撮影や測定によるデータ収集を行うコーチは少なくないが、フィードバックのための視点や工夫すべき点が見いだせていないことも多い。一方スポーツ科学の研究者においても、データ分析と称して意義の見いだせない統計解析や有意差検定を行っているケースが散見される。

映像・データ分析の目的は意思決定のための重要な情報を得るためである。すなわち、何らかの機器やテスト等の手段による測定と、より重要なのはそのフォローアップとしての評価が一連のプログラムとして成立しなければツールとして機能しない。

IoTの波及のなかで、センシングやフィードバックの役割を有するデバイスの進化と、ニューラルネットワーク等の機械学習に代表されるデータ分析の実用的発展は、現在のスポーツ現場に様々な恩恵をもたらしている。これらのテクノロジーの発展とともに測定評価の分野は新しい時代を迎えている。

競技選手・チームパフォーマンスに活かされる映像・データ分析とは何か、効果的なフィードバック情報となるデータ分析とはなにか。これらが本原稿の重要なポイントであり、現場に役立つデータ分析を行う上で確認しなければならない事柄である。役に立つデータ分析とは、意思決定や行動決定を促す判断材料を情報として提供す

ることである。少なくとも一般的法則性を提供するものではない。このことが、研究と現場のギャップであり、必然的にアプローチは異なる。

## 2. フィードバック情報

フィードバック情報には内的フィードバックと外的フィードバック、これらはさらに結果の知識(KR)とパフォーマンスの知識(KP)に分類される。いずれの分類においてもフィードバックは情報の系であるため、効果的なフィードバックとして選手やチームに活かされるかどうかはその情報の扱い方に依存する。フィードバック情報は様々な種類があるが、一般的には図1のように分類され、さらに動作のタイミングに応じたスキームとして図2の分類が提示されている(Schmidt and Lee, 2014)。

トレーニングやパフォーマンスあるいは個人やチームの状況に応じて、これらの分類に適した形でフィードバック情報を処理し、スキームに対応した適切なタイミングで提示することが求められる。フィードバック情報の種類に応じたデータ分析において、適用されるデータ分析の内容が異なり、パフォーマンスや映像中心の非構造化データは早いフィードバックに対応し、効果も高い。ここで非構造化データとは、テキスト、音声、画像や動画などの情報であり、各種センサや筆記式で得られることが多く、これらはリレーショナルデータベースで管理しにくい。スポーツの分野では、特に非構造化データが多く、分析手法が定式化されていないことが多い。とりわけスポーツの現場では、動きなどの巧みさを直接あるいは映像で捉え、質的な現象と認識している場合が多いが、バイオメカニクスを例にするまでもなく量的データとして分析が可能であり、非構造化データの扱いの無

1) 札幌国際大学スポーツ人間学部スポーツ指導学科 Sapporo International University

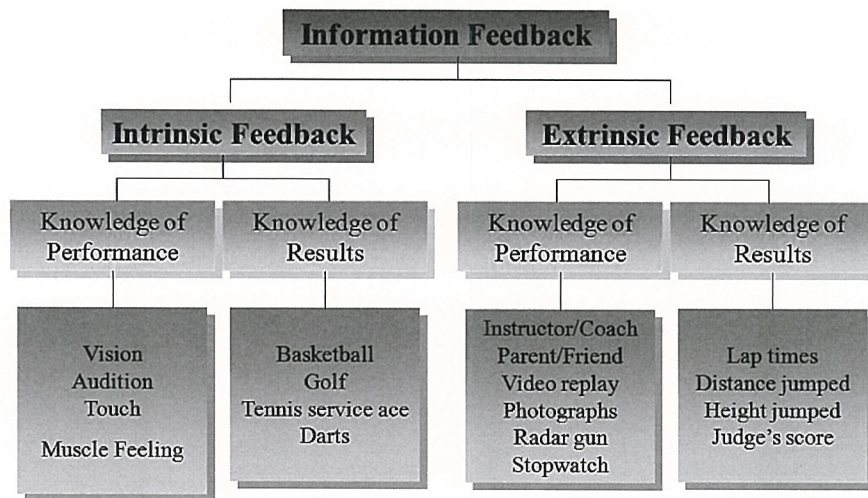


図1. フィードバック情報の分類

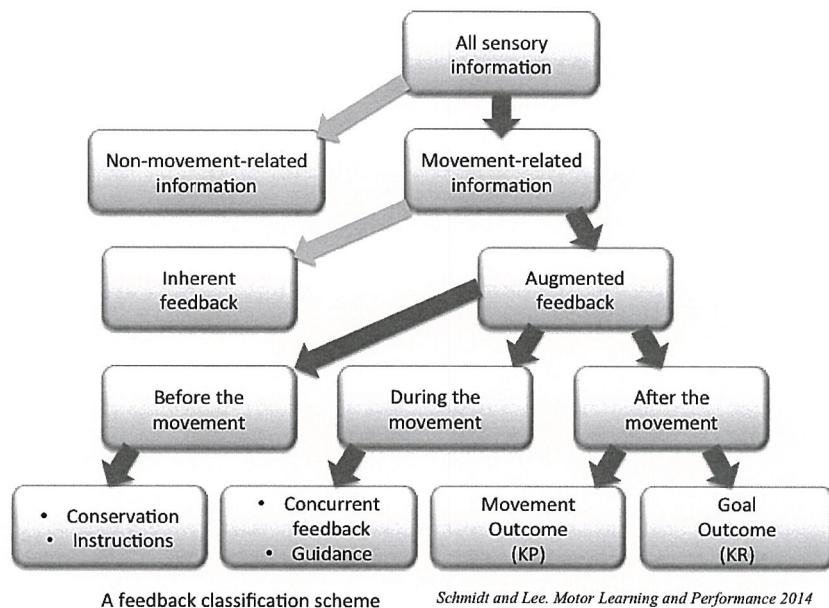


図2. フィードバック情報の分類とスキーム

理解が根底にあると推測される。非構造化データも観測データとしてその背後を推測するために、現象の把握および予測、意思決定に貢献するものである。近年「ビッグデータ」と呼ばれるものは、このようなデータを高次元で分析することに他ならない。かかる意味で、現場におけるデータ分析とは、構造化データおよび非構造化データの適切な分析と言えよう。「スポーツ（あるいはトレーニング）科学は後追い」と言ってしまうのは、データ分析手法に精通していないことを露呈するばかりか、データ分析の重要な観点が欠落する恐れがある。

### 3. 妥当性とアウトカム

スポーツ科学では生理学やバイオメカニクスをはじめ、ほとんどの領域でデータを取得し、分析が行われる。研究に関するこれらの科学的取り組みは現象の一般化を目的としており、その際のデータ分析の主な内容は「統計処理」と呼称される推測統計が中心である。測定評価の分野では、対象の何らかの特性に関する資料をデータと呼び、数値で表される。データを扱う意義は、対象の特性を明確に表現できることである。測定評価に関する教科書の多くが冒頭「測定と尺度」について説明し、測定の妥当性および信頼性と尺度の水準について解説して

いる。改めて測定とは、ある規則に従って事象に数値を付与するものであり、その特性を的確に捉えているかが妥当性の概念である。心理学において妥当性の検証が重要である理由は、対象の多くが目に見えない心理現象であるためであり、スポーツ科学におけるパフォーマンス評価においても共通項が多い。

以上のように、研究活動としてのスポーツ科学の領域におけるデータ分析は、その前提として測定の妥当性問題があり、捉える現象を先ず設定する必要がある。しかし、フィードバック情報を取得する目的において、測定方法は必ずしも妥当性が検証できるとは限らない。それどころか、今日のフィードバック系データ分析の意義は個人やチームに特化したアウトカム情報の取得にある。すなわち、現場における測定は一般化されるような現象の解明に主眼が置かれておらず、より良い結果がもたらされるよう目的的アウトカムに資するデータ取得およびデータ分析が重要である。スポーツにおいては、観測データに内在する情報からその背後にある構造を把握し、現象の予測、知識発見、意思決定が行われるが、コーチングあるいはフィードバックにはその中でも意思決定が特に重要である。スポーツ現場は様々なことが急速に変化するダイナミックな環境である。その時々での変化を適切に把握し、何らかの予測を行い、迅速で的確な意思決定を行う必要がある。そのためには多様な情報の中から、判断に貢献する情報を取り出し活用することによってデータ分析の作業は価値を持つ (Petris et al, 2013)。

企業経営においては、これまで蓄積された顧客データなどを分析、集計することによって市場の傾向を把握していたが、今日では、個々の顧客ニーズを満たし、購買行動につなげる方略を展開し、個を意識した細分化されたサービスに結びつけられている。

#### 4. 現場における測定評価

選手やチームに対して役立つフィードバック情報が何であるかは、常に様々な要因を踏まえて日々考えるべき課題である。前述したように、データ分析は効果的な判断材料を提供する考えのもと、現象を的確に捉える測定評価というよりも、アウトカム重視の測定評価になるべきである。トレーニングの業界において、研究と現場の橋渡しが常に意識され、多くの両者のギャップには、このような一般化と即時フィードバックの間にある、妥当性とアウトカムといった異なる立場によるものである。マーケティングや広告の業界で、ビッグデータを利用し、機械学習を適用して、有用な情報を提供する取り組みが数多く行われている。そこでは、「多くの人」に有用な情報の提供ではなく、「個人」「チーム」に有用な情報提供が行われる。この状況は、前者がスポーツ科学に相当し、後者がスポーツ現場に相当するとすれば理解が容易になると思われる。

前回 1964 年の東京オリンピックは、スポーツ指導の現場にデータ分析の手法が導入される契機となった。図 3 はその当時のコーチが選手のコンディショニング調整

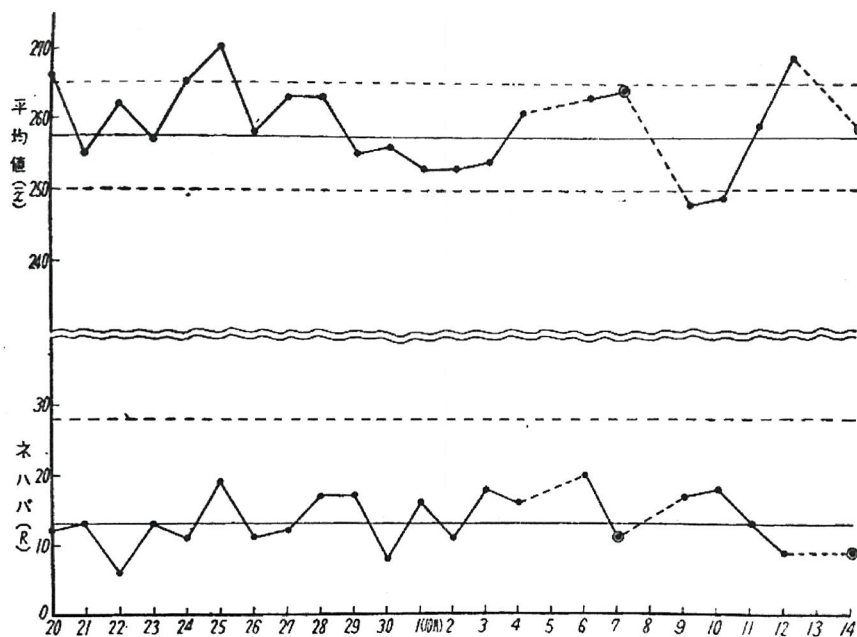


図3. 立ち幅跳びにおける  $\bar{X}-R$  管理図 (大石, 1959)



に利用した立ち幅跳びの  $\bar{X}$ -R 管理図 (大石, 1959) であり, 今日のトレーニングの手法と何ら変わりはなく, 妥当性問題は演繹的に抑えつつ, 選手個人のアウトカムに特化した手続きを行っている。最近ではデータの時系列分析が発達し, 古典的な手法に加え, 単一事例法や後述するベイズの定理に基づく動的線型モデルなどの時系列分析が注目されており, より精度の高いアウトカムがデータ分析によって提供される状況にある。

## 5. ベイズの定理に基づく事後確率を利用したアウトカム

スポーツ科学の世界では, 学会発表や論文による研究成果のためにいわゆる「統計処理」を行うことになっている。アメリカ心理学会など主要なジャーナルは, パブリケーションマニュアルにおいて結果を統計処理とともに提示することと明記されている。記述統計や推測統計を施すことが前提であると同時に理論分布が利用される。得られたデータは理論分布に従っているかどうかを確認しながら, 統計処理を行っている。

一方, 現場で得られたデータや個人データに理論分布をあてがうことは必ずしも適切な手続きではないばかりか, 意思決定に貢献する解析結果をもたらすものではない。繰り返しになるが, スポーツ科学において, 役に立つデータ分析とは, 試合に勝つ, あるいはパフォーマンスがアップするためのアウトカムが得られるかどうかである。スポーツ科学の現場ではトレーニング効果や試合状況の変化など, 能力や状況に関する情報が常に更新することが通常の形態であり, 様々なスポーツ環境で原因となる要因が複雑に関連する。このような, 現象に対しては, 従来のガウシアン的アプローチではなく, ベイジアンのアプローチとしてベイズの定理を利用することが有効である。根拠もなく事前確率を正規分布に委ねて, 理論確率として設定することなく, データの尤度と事前確率の積として事後確率を設定し, 能力や状況に応じて情報を更新し, アウトカムに資するデータ分析を行うことができる。ベイズ推定の特徴はそのままスポーツ現場の状況に適用できる点で効果的である。

ここでベイズの定理を利用したパフォーマンスのフィードバック事例を紹介する (小島, 2015)。

氷上のスポーツであるカーリング競技は, ストーンの投球 (デリバリー) 時のフォームの良し悪しが, 正確なショットの成否に影響する。図4-1はカーリングにおける投球の成功 (80%) と失敗 (20%) の事前確率を示している。この値はある選手が経験的に感じている投球

の成功と失敗の「主観的」確率を示している。この成功と失敗の確率は, その際の投球動作において足の位置が望ましいフォームとそうでない場合によって変動する。図4-2は足の位置が望ましい場合 (足正) とそうでな

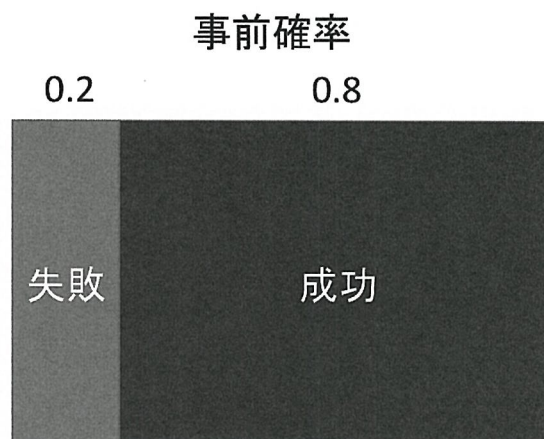


図4-1. カーリングにおける投球の成功と失敗の事前確率

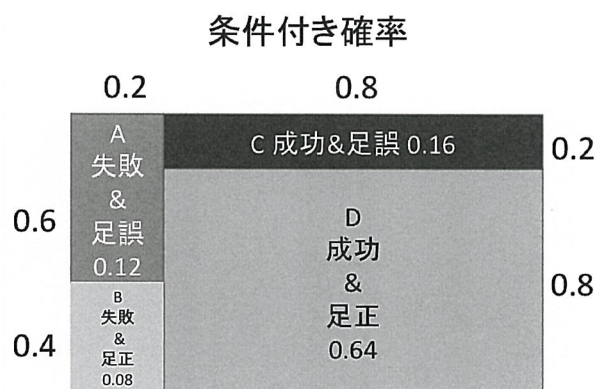


図4-2. カーリングにおける投球の成功と失敗の条件付き確率

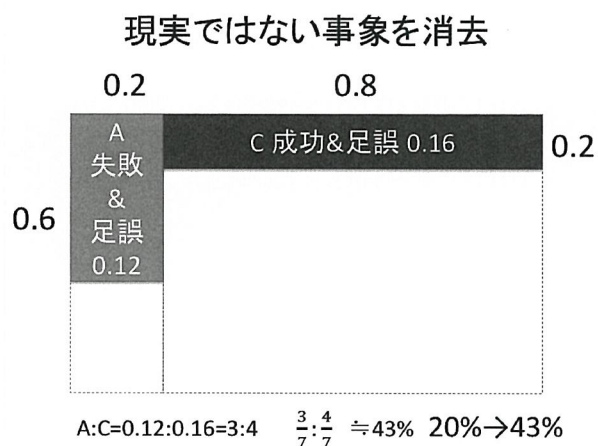


図4-3. カーリングにおける投球の成功と失敗の事後確率

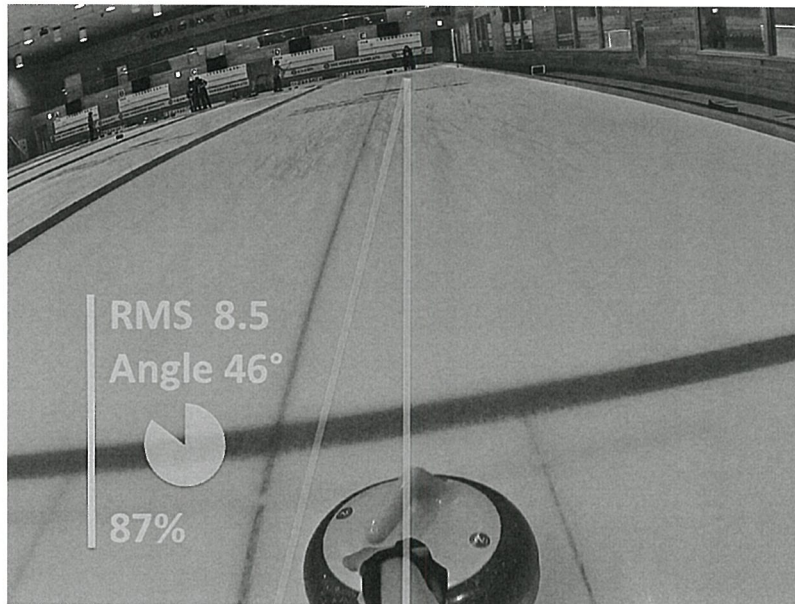


図5. ゴーグル型モニターに投影されたフィードバック情報

い場合（足誤）によって、投球全体が成功であったか失敗であったか、その状況に基づく確率の変化を示している。図4-3は最終的な確率を示し、足の位置が望ましいフォームでなかった場合は、投球の失敗確率が20%から43%へと変化することを示している。すなわち、実際のフォームを評価することによってアウトカムの確率が変化したことを示しており、状況に応じた事後確率（確率の変化）を評価して、フィードバック情報を常に修正する必要性を提示している。

図5は、慣性センサから得られる情報（この場合膝の関節角度）をアウトカム情報に変換し、選手の装着するゴーグル型のモニターに即時フィードバック情報として投影、提供するシステムのイメージ図である。足関節46度という生データだけではなく、選手の判断を支援する事後確率（87%）アウトカムを提示することができる。事後確率は様々な情報の集約であり、常に予測精度が改善されていく。継続した測定によって、個人特有の「パフォーマンスプロファイル」が作成され、個人特性と競技レベルの向上とともにアウトカムが最適化されるようなデータ分析が期待できる。

このようなセンシング技術と機械学習に代表されるデータ分析手法の組み合わせによって、選手やチーム、あるいはコーチに有益なフィードバック情報を提示できるようになる取り組みはすでに始まっている。

## 6. まとめ

- 通常のトレーニングや練習内容を（センシング等から）そのままデータとして利用する。
- アウトカムに資する見えない変量を抽出する。
- 不自然な仮定を置く平均モデルの推測統計による理論分布を使わずに仮説を直接計算する。
- 主観によるスキル評価の定量化を促進させる。
- ベイズ統計の利用，機械学習の利用，主観確率と事後確率の扱い，見えない要因を推定する。
- 現場に役立つデータ分析として「パフォーマンスプロファイリング」を有効活用する。

## 文献

- 小島寛之（2015）完全独習 ベイズ統計学入門．ダイヤモンド社，東京。
- 大石三四郎（1959）コーチのための統計学 新体育学講座第2巻．逍遙書院，東京。
- Petris, G., Petrone, S., and Campagnoli, P., (翻訳) 萩原淳一郎, (監修・翻訳) 和合 肇 (2013) Rによるベイジアン動的線型モデル．朝倉書店，東京。
- Schmidt, R. and Lee, T. (2014) Motor Learning and Performance 5th Edition. HUMAN KINETICS, Champaign, IL.