

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7191113号
(P7191113)

(45)発行日 令和4年12月16日(2022.12.16)

(24)登録日 令和4年12月8日(2022.12.8)

(51)国際特許分類

F I

A 6 3 B 69/00 (2006.01)

A 6 3 B 69/00 C

A 6 3 B 71/06 (2006.01)

A 6 3 B 71/06 E

請求項の数 14 (全35頁)

(21)出願番号	特願2020-545036(P2020-545036)	(73)特許権者	520174975
(86)(22)出願日	平成30年11月15日(2018.11.15)		エヌエフエル プレイヤーズ, インコーポレイテッド
(65)公表番号	特表2021-503357(P2021-503357 A)		アメリカ合衆国, ワシントン, ディストリクト オブ コロンビア 2 0 0 3 6 , 2 0 ティーエイチ ストリート エヌダブリュ 1 1 3 3
(43)公表日	令和3年2月12日(2021.2.12)	(74)代理人	100079108
(86)国際出願番号	PCT/US2018/061358		弁理士 稲葉 良幸
(87)国際公開番号	WO2019/099720	(74)代理人	100109346
(87)国際公開日	令和1年5月23日(2019.5.23)		弁理士 大貫 敏史
審査請求日	令和3年10月7日(2021.10.7)	(74)代理人	100117189
(31)優先権主張番号	15/818,319		弁理士 江口 昭彦
(32)優先日	平成29年11月20日(2017.11.20)	(74)代理人	100134120
(33)優先権主張国・地域又は機関	米国(US)		弁理士 内藤 和彦

最終頁に続く

(54)【発明の名称】 運動パフォーマンスを評価および予測するハイブリッドな方法

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

運動イベントにおけるアスリートのグループの運動パフォーマンスを評価または予測するための確率密度として確率分布を生成するハイブリッド化された関数を出力として生成するためのシステムであって、

ハイブリッド化プロセッサを備え、前記ハイブリッド化プロセッサは以下の入力(i)及び(ii):

(i) 運動イベントの前の複数の決定性モデルであって、各決定性モデルは、入力として、前記運動パフォーマンスの初期条件のセットと、前記運動パフォーマンスの予測の出力表現を有し、各決定性モデルは、初めは、前記初期条件のセットと、前記入力と出力との間の機構的関係が確立されるような自然法則を表す数式とにのみ基づき、各決定性モデルは、任意の初期条件のセットについて一定の出力状態を生成するように動作可能であり、それにより、前記運動イベントにおける前記運動パフォーマンスの前記予測を提供する、決定性モデル;および

(ii) 複数の個人、運動用具、または運動環境に配置される、前記複数の個人の前記運動パフォーマンスの少なくとも1つの側面を測定する1つまたは複数のセンサによって生成された確率的観測データ;を受信および記憶し、

前記ハイブリッド化プロセッサは、前記複数の決定性モデルと前記運動パフォーマンス中の前記1つまたは複数のセンサからの前記確率的観測データとの両方を受信するように

構成される前記センサから離れて配置され、

前記ハイブリッド化プロセッサは、前記運動パフォーマンスの前記記憶された複数の決定性モデルおよび前記センサから受信した前記確率的観測データをハイブリッド化して、出力としてハイブリッド化された関数を生成するように構成され、前記ハイブリッド化された関数は、センサによる観測もされず、ハイブリッド化への寄与もしていない初期条件を含む、初期条件の任意のセットについて、可能な出力状態にわたる確率分布を生成し、

前記ハイブリッド化プロセッサは、前記確率分布と前記 1 つまたは複数のセンサによって生成された前記確率的観測データとの差を特定する残差関数を生成するようにさらに構成され、前記残差関数を使用して前記確率分布が補正され、

前記ハイブリッド化プロセッサは、前記残差関数のパラメータを変動させて、前記運動イベントにおける前記個人の前記運動パフォーマンスの確率予測を可能にするための前記確率密度を生成するようにさらに構成される、
システム。

10

【請求項 2】

前記生成された確率分布の 1 つまたは複数のグラフィック表現を提供するように構成されるビデオ機能拡張プロセッサ

をさらに備える、請求項 1 に記載のシステム。

【請求項 3】

可聴出力、可視出力、または触覚出力が、運動競技中に、無線、有線、視覚、または音響デバイスのうちの少なくとも 1 つによって少なくとも 1 人の個人に伝達される、請求項 2 に記載のシステム。

20

【請求項 4】

前記確率分布の 1 つまたは複数の側面の可聴表現を生成するように構成される音声機能拡張プロセッサ

をさらに備える、請求項 1 に記載のシステム。

【請求項 5】

前記確率分布の 1 つまたは複数の側面の可聴表現、可視表現、または触覚表現が、運動競技中に、無線、有線、視覚、または音響デバイスのうちの少なくとも 1 つによって少なくとも 1 人の個人に伝達される、請求項 4 に記載のシステム。

【請求項 6】

30

前記生成された確率分布の 1 つまたは複数の側面の触覚表現を生成するように構成される触覚機能拡張プロセッサ

をさらに備える、請求項 1 に記載のシステム。

【請求項 7】

前記確率分布の可聴表現、可視表現、または前記触覚表現が、運動競技中に、無線、有線、視覚、または音響デバイスのうちの少なくとも 1 つによって少なくとも 1 人の個人に伝達される、請求項 6 に記載のシステム。

【請求項 8】

前記確率分布は、散布図、連続分布、ヒストグラム、ヒートマップ、および色輪郭のうちの少なくとも 1 つとして表現される、請求項 1 に記載のシステム。

40

【請求項 9】

前記複数の決定性物理モデルおよび前記確率的観測データは、アナログ計算、最大エントロピーフィルタリング、ニューラルネットワーク、非線形回帰、および最尤推定のうちの 1 つまたは複数を使用してハイブリッド化される、請求項 1 に記載のシステム。

【請求項 10】

前記ハイブリッド化プロセッサは、反復的に新しい確率的データを組み込んで、改良版の前記ハイブリッド化された関数を生成するようにさらに構成される、請求項 1 に記載のシステム。

【請求項 11】

前記ハイブリッド化プロセッサは、自然の物理法則を表す数式に基づく運動パフォーマ

50

ンスの決定性モデルを記憶するようにさらに構成される、請求項 1 に記載のシステム。

【請求項 1 2】

前記ハイブリッド化プロセッサは、

1 つまたは複数のスタンドアロンマイクロプロセッサ、

1 つまたは複数の特定用途向け集積回路、

1 つまたは複数のフィールドプログラマブルゲートアレイ、

ローカルネットワーク上で同時に動作するマイクロプロセッサ、特定用途向け集積回路、またはフィールドプログラマブルゲートアレイのセット、または、

データおよび結果が広域ネットワークを介して伝達されるクラウド処理環境、として構成される、請求項 1 または請求項 1 0 に記載のシステム。

10

【請求項 1 3】

1 人または複数人のアスリートの運動パフォーマンスの評価を同時進行で行うための装置であって、

初期条件の任意のセットについて、可能な出力状態にわたる確率分布を確率密度の形で生成するハイブリッド関数を出力として生成するように構成されるハイブリッド化プロセッサであって、前記初期条件の任意のセットは、センサによる観測もされず、ハイブリッド化への寄与もしていない初期条件をも含む、ハイブリッド化プロセッサと、

確率的観測測定値を前記ハイブリッド化プロセッサに提供するように構成されるセンサと、

前記 1 人または複数人のアスリートが自身の運動パフォーマンスを調整できるようにするために、前記確率密度の表現を少なくとも 1 人の個人に伝達する、音声、視覚、または触覚出力部品と、を備え、

20

前記ハイブリッド化プロセッサは、前記運動パフォーマンスの複数の決定性モデルおよび前記確率的観測測定値を受け取り、ハイブリッド化するように構成される前記センサから離れて配置され、

前記ハイブリッド化プロセッサは、前記確率分布と前記確率的観測測定値との差を特定するための残差関数を生成するように構成され、前記残差関数を使用して前記確率分布が補正され、

前記ハイブリッド化プロセッサは、前記残差関数のパラメータを変動させて前記確率密度を生成するようにさらに構成される、装置。

30

【請求項 1 4】

前記ハイブリッド化プロセッサは、

1 つまたは複数のスタンドアロンマイクロプロセッサ、

1 つまたは複数の特定用途向け集積回路、

1 つまたは複数のフィールドプログラマブルゲートアレイ、

ローカルネットワーク上で同時に動作するマイクロプロセッサ、特定用途向け集積回路、またはフィールドプログラマブルゲートアレイのセット、または、

データおよび結果が広域ネットワークを介して伝達されるクラウド処理環境、として構成される、請求項 1 3 に記載の装置。

40

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

[0001] 本開示は一般に、個人およびチームの運動パフォーマンス (athletic performance) を評価および予測することに関する。

【背景技術】

【0002】

[0002] 運動パフォーマンスを理解および予測することは、アスリートの報酬の設定、トレーニング方法の最適化、競技ルールの開発、賭け、戦術および戦略の開発、ならびに怪我の防止に重要である。運動競技では、意図的であれば正確な動きの適用と、環境およ

50

び敵の行動によってもたらされる不確実性とが組み合わせられる。

【 0 0 0 3 】

[0003] 個人としても、競技チームとしても、アスリートのパフォーマンスを理解および予測するための取り組みは、2つのクラスに分類される。第1のクラスでは、観察された行動の統計モーメントを使用して過去の運動パフォーマンスを評価することにより、プレイヤーまたはチームの将来のパフォーマンスを推定する。野球の打率、バスケットボールのフリースロー成功率、テニスのファーストサービス成功率、およびフットボールのラッシングヤード数は、運動パフォーマンスの評価および予測に使用される統計情報の例である。このクラスの方法の根底にある仮定は、運動活動がエルゴード的かつ確率的であるということである。

10

【 0 0 0 4 】

[0004] このクラスの統計的な方法は、運動プロセスおよび運動イベントのシステムチックな測定がより普及するにつれて、より広く使用されるようになっている。高精細で高速な録画機器、ウェアラブル生体モニタ、人および物に対する地理空間追跡システムおよび局所追跡システムなどが偏在することにより、運動イベントから膨大な観測データのセットが生成されている。

【 0 0 0 5 】

[0005] 運動パフォーマンスを評価および予測するための第2のクラスの関連技術は、運動活動の決定性の側面、たとえば、芝生上でのクリートの力学、ボールの弾道軌道、投げる人の体の生体力学、接触スポーツの衝突ダイナミクスなどを考慮する。呼吸、血液循環、靱帯強度、薬物動態、およびその他の生理学的パラメータの影響は、運動パフォーマンスの決定性モデルで使用される要素のさらなる例である。これらの方法は、運動パフォーマンスが、ランダムではない初期条件および数式によって厳密に決定されることを前提としている。

20

【 0 0 0 6 】

[0006] 第1のクラスの方法の欠点は、統計的属性および予測が機構的な因果関係ではなく関連性に基づくことである。以前の統計のみに基づく評価および予測に関する問題は、それらがエルゴード的であることである。換言すれば、統計が計算される元になるサンプルが、可能性のある状態の空間全体に広がっているという前提がある。統計的な方法のさらに他の欠陥は、直接観測されない自由度に対しては無効であるということである。これらの欠陥によって、このクラスの方法が以前の状態から内挿および外挿する能力が制限される。第1のクラスの方法の他の欠点は、競技種目または運動競技のルールを明示的に組み込むことができないことである。

30

【 0 0 0 7 】

[0007] 第2のクラスの方法の欠点は、運動パフォーマンスの根本的なランダム性を考慮していないということである。また、関係する全ての変数を決定性モデルに組み込むことは非現実的である場合が多い。決定論的方法のさらに他の制限は、それらが混沌としている可能性があるということである。換言すれば、それらの非線形性によって、初期条件に敏感すぎて有用ではない予測が生成される可能性がある。

【 発明の概要 】

40

【 発明が解決しようとする課題 】

【 0 0 0 8 】

[0008] 本開示は、統計的推論と、決定論的で物理学的かつ生体力学的な分析とを系統的に組み合わせた、アスリートのパフォーマンスを評価するハイブリッドなシステムおよび方法を提供する。

【 課題を解決するための手段 】

【 0 0 0 9 】

[0009] 一例示的实施形態は、運動パフォーマンスを評価するためのシステムを提供し、評価は、運動プロセスの決定性物理モデルを取得することと、対応する運動プロセスにおいて配備されたセンサから観測された非決定性データを収集することと、決定性物理モデ

50

ルとセンサデータとをハイブリッド化して条件付き確率モデルを生成することと、任意選択により、残差を最小化することによってモデルを反復的に洗練することと、を含む。決定性の側面と非決定性の側面とのハイブリッド化は、アナログ計算、最大エントロピーフィルタリング、ニューラルネットワーク、非線形回帰、シミュレーテッドアニーリング、および最尤推定のうちの1つまたは複数を使用して、マイクロプロセッサにより実行され得る。このシステムは、過去のパフォーマンスのランク付けと、将来のパフォーマンスの予測とを可能にする条件付き確率を生成し、予測はその後、表示されるか、データベースに追加されるか、またはアスリート、コーチ、および観客に伝えられる。

【0010】

[0010] 他の実施形態は、運動パフォーマンスを評価するためのシステムを提供し、評価は、センサを使用して観測された側面と運動イベントの結果との間の統計的関連性を導出することと、運動プロセスの観測された側面を、統計的関連性を組み込んだ変数にリンクさせる決定性物理モデルを導出することと、決定性物理モデルを変数とハイブリッド化することと、予測結果と観測結果との相違を最小化するハイブリッドモデルを選択することと、を含む。

10

【0011】

[0011] 第3の実施形態は、グラフィック拡張機能を適用するための装置を提供し、この装置は、運動プロセスの決定性物理モデルと、対応する実際の運動プロセスにおいて配備されたセンサからの非決定性データのセットとを受け取るように構成されるハイブリッド化プロセッサを含む。プロセッサは、決定性物理モデルと非決定性測定データとをハイブリッド化して、条件付き確率モデルを生成し、条件付き確率モデルの予測または評価に基づいてグラフィック拡張機能をメディアストリームの少なくとも1つの画像フレームに適用するように構成されるディスプレイを駆動するよう構成される。

20

【0012】

[0012] 第4の実施形態は、音声拡張機能を生成するための装置を提供し、この装置は、運動プロセスの決定性および非決定性の情報をハイブリッド化して条件付き確率モデルを生成するハイブリッド化プロセッサと、条件付き確率モデルから計算された予測または評価に基づいて、音声ストリームに聞き取れる追加または変更を組み込むように構成される音声機能拡張プロセッサと、を含む。

【0013】

30

[0013] 他の実施形態は、視覚、可聴、触覚、または嗅覚信号を含み得る感覚拡張機能を生成するための装置を提供する。この装置は、運動プロセスに関する決定性および非決定性データから条件付き確率モデルを生成するハイブリッド化プロセッサと、条件付き確率モデルの予測に基づいて、知覚可能な視覚、可聴、触覚、または嗅覚信号を生成するように構成される感覚機能拡張プロセッサと、を含む。これらの信号は、運動競技中に条件付き確率モデルからの情報をアスリート、コーチ、および観客に伝達するように構成される。

【0014】

[0014] 第6の実施形態は、条件付き確率モデルを有するように事前に構成されるプロセッサと、測定した入力をプロセッサに提供するように構成される1つまたは複数のセンサと、視覚、可聴、または触覚信号を使用して出力されるパフォーマンス評価と、を含む装置を提供する。

40

【0015】

[0015] 前述の概要説明および以下の詳細説明の両方は、例示的かつ説明的なものにすぎず、特許請求の範囲に記載するように、開示した主題を限定するものではないことを理解されたい。

【0016】

[0016] 添付の図面と併せて、非限定的な例示的实施形態の以下の説明から、特定の態様が明らかになり、より容易に理解されよう。

【図面の簡単な説明】

【0017】

50

【図 1】[0017]フットボールチーム (Denver Broncos) の例示的な統計データの表である。

【図 2】[0018]テニスプレイヤー Roger Federer の例示的な統計データの表である。

【図 3】[0019]所定の初速度ベクトルを有する質点の弾道軌道を示す図である。

【図 4】[0020]フットボールがゴールポストを通過する位置の非決定性測定値を示す図である。

【図 5】[0022]非決定性データを受信機に伝達するセンサの配置を示す概略図である。

【図 6】[0023]本開示によるシステムを示すブロック図である。

【図 7】[0024]バスケットボールゲームの統計的結果が計算される元になり得るデータの表である。

10

【図 8】[0025]番号付きの太線の円で始まり太線の \times で終わる、最初の 2 秒間のプレイについて、40 ミリ秒ごとに記録された、10 人のバスケットボールプレイヤー (・) とボール () との軌跡を示すプロットである。

【図 9】[0026]最初の 10 秒間のプレイ中に 10 人のプレイヤーに対して記録された瞬間的な速さのプロットである。

【図 10】[0027]最初の 10 秒間のプレイにわたる各プレイヤーポジションの加速度の分布を示す例示的な図であり、ひし形は平均に対応し、円は運動エネルギーを 40 ミリ秒ごとにサンプリングしたものである。

【図 11】[0028]最初の 10 秒間のプレイにわたる各フィールドポジションについて計算された運動エネルギーの分布を示す例示的な図であり、ひし形は平均に対応し、円は運動エネルギーを 40 ミリ秒ごとにサンプリングしたものである。

20

【図 12】[0029] $x = 5$ を中心とする打ち切りなしのガウシアン分布および打ち切られたガウシアン分布の例 (左) と、左側打ち切り位置の関数としての対応する期待値および分散 (右) とのプロットである。

【図 13】[0030]各プレイヤーポジションが力を運動エネルギーに変換する効率を示す例示的な図である。

【図 14】[0031]各個人のプレイヤーが力を運動エネルギーに変換する効率を示す例示的な図である。

【図 15】[0032] 92×50 フィートのバスケットボールコート上の 2 点間の距離間隔の確率分布のヒストグラム表現を示す例示的な図である。

30

【図 16】[0033]ゲーム全体を通じたポジション 5 および 9 のプレイヤー間の距離間隔の確率分布のヒストグラム表現を示す例示的な図である。

【図 17】[0034]プレイヤー 1 と、彼のチームメイトすなわち味方 (+) および対戦相手すなわち敵 () との間の距離間隔のヒストグラム表現を示す例示的な図である。

【図 18a】[0035]全てのプレイヤーにわたって平均された、時間の関数としての運動エネルギーのパワースペクトルを示す例示的な図である。

【図 18b】プレイヤーポジション 5 についての、時間の関数としての運動エネルギーのパワースペクトルを示す例示的な図である。

【図 18c】プレイヤーポジション 6 についての、時間の関数としての運動エネルギーのパワースペクトルを示す例示的な図である。

40

【図 19】[0036]48 分間のフルゲームにわたって平均されたコート面上のバスケットボールの位置の確率分布を示す例示的な図である。

【図 20】[0037]48 分間のゲームにわたって平均された各ポジションのプレイヤーとボールとの間の距離間隔の確率分布を重ね合わせたものを示す例示的な図である。

【図 21】[0038]ボールが各ポジションのプレイヤーにより保持された総時間の比較を示す例示的な図である。

【発明を実施するための形態】

【0018】

1. 用語の定義

50

[0039] 別途定義されない限り、本明細書で使用する全ての技術用語および科学用語は、当業者によって一般的に理解されているものと同じ意味を有する。矛盾する場合、定義を含む本文書が優先される。好ましい方法および材料を以下に記載しているが、本明細書に記載のものと同様または同等の方法および材料を実際には使用することや、本開示の実施形態をテストする際に使用することができる。本明細書で開示する材料、方法、および例は単なる例示であり、限定を意図するものではない。

【0019】

[0040] 本明細書で使用する「備える (comprise(s))」、「含む (include(s))」、「有している (having)」、「有する (has)」、「できる (can)」、「含む (contain(s))」という用語およびそれらの変形は、追加の行為または構造の可能性を排除しないオープンエンドの移行句、用語、または単語であるものとする。単数形「a」、「an」、および「the」は、文脈が明らかに別途指示しない限り、複数の言及を含む。本開示はまた、明示的な記載の有無にかかわらず、本明細書で提示する実施形態または要素「を備える (comprising)」、それら「からなる (consisting of)」、およびそれら「から基本的になる (consisting essentially of)」他の実施形態も企図している。

【0020】

[0041] 「または (or)」という接続詞は、接続詞によって関連付けられた1つまたは複数の列挙された要素のありとあらゆる組み合わせを含む。たとえば、「AまたはBを備える装置」という句は、Bが存在しないAを含む装置、Aが存在しないBを含む装置、またはAおよびBの両方が存在する装置を指す場合がある。「A、B、...、およびNのうちの少なくとも1つ」あるいは「A、B、...、N、またはそれらの組み合わせのうちの少なくとも1つ」という句は最も広い意味で定義しており、A、B、...、およびNを含むグループから選択された1つまたは複数の要素、すなわち、任意の1つの要素を単独で含むか、または列挙していない追加の要素も併せて含み得る1つまたは複数の他の要素と組み合わせる含む、要素A、B、...、またはNのうちの1つまたは複数の任意の組み合わせを意味する。

【0021】

[0042] 本明細書で使用する「第1」、「第2」、「第3」などの用語は、順序、数量、または重要度を表すものではなく、ある要素を他の要素から区別するために使用する。

【0022】

[0043] 本明細書で使用する「実質的に」という用語は、任意の定量的比較、値、測定、または他の表現に起因し得る固有の不確実性の程度を表す。「実質的に」という用語はまた、定量的表現が、問題の主題の基本的機能を変化させることなく、述べた基準から変化し得る程度を表すために本明細書で利用する。

【0023】

2. 実施形態の説明

[0044] 運動パフォーマンスを評価および予測するためのシステムの一態様では、物理法則を使用して行動と結果とをリンクさせる運動プロセスの決定性モデルが作成される。「決定性」という用語は、その将来の状態の発展にランダム性が含まれない系を含み得る。物理モデルは、主に物理学、生物学、生理学、またはその他の自然科学の原理を使用して、特定のスキルを実行している1人または複数人のアスリートの行動を近似することによって導出される決定性の構造を含み得る。対照的に、「非決定性」は、確率的、非エルゴード的、またはその両方である行動と結果との間の関連性または相関のセットを含み得る。確率的現象は本質的なランダム性を有するが、エルゴード的現象は、時間平均が、系の到達可能な状態にわたる平均と等しい。決定性モデルの関数形およびパラメータは、センサによって取得される非決定性データによって変更され、反復的に洗練されて、パフォーマンスの条件付き確率モデル (CPM: conditional probabilistic model) が生成され、これは、既知の物理学および観測データと整合するが、観測されない、ランダムな、または非物理学的な影響に関しては曖昧性を有する。CPM構造は、既知の値と、観測値または測定値との組み合わせを受け取り、ある結果の空間にわたる確率分布を出力する。この

10

20

30

40

50

確率分布は、その入力によって条件付けられていると言われ、たとえば、入力のセットが異なれば、生成される出力分布が異なる可能性があり、または異なるであろう。「ハイブリッドモデル構築」は、機構モデルを収集済みデータと組み合わせることによってC P Mが生成される処理を含み得る。換言すれば、ハイブリッド化により、決定論と確率的推論とが融合されて、原理に基づく結果の予測、外挿、および内挿を行うための方法が作成される。最後に、本明細書で使用する「ハイブリッド化プロセッサ」とは、決定性の入力および非決定性の入力をハイブリッド化してC P Mを生成する1つまたは複数のコンピューティングデバイスである。

【0024】

[0045] 運動パフォーマンスを評価および予測するためのシステムの他の態様では、プロセスのセンサベースの観測値のアンサンブルを使用して、非決定性モデルが最初に構築される。仮説的な決定性物理モデルのセットが確率的観測値とハイブリッド化されて、既存の観測値を記述し、結果を外挿または内挿する忠実度に基づいてランク付けされ得るC P Mのセットが生成される。

10

【0025】

a . 運動プロセスの決定性モデル

[0046] ボールの動きの決定性モデルの一例は、弾道軌道に適したニュートンの方程式を利用する。一部の実施形態では、単純な決定性モデルは、ボールを回転力も抵抗力もない質点として扱い得る。他の実施形態では、より複雑な決定性モデルは、フットボールを、過渡圧力、時間変化する衝撃力、回転、章動、対流空気運動による力などが定義された変形可能なブラダーを有する扁平回転楕円体として特徴付け得る。

20

【0026】

[0047] 決定性モデルの第2の例は、衝突ダイナミクスの原理を使用して、フィールドまたはコート上のプレイヤーの軌跡を表示し得る。各参加者は、力を供給して運動量を変化させ、代謝ポテンシャルエネルギーから運動エネルギーを生成し、他のプレイヤー、ボール、またはターゲットとの衝突が発生する場合を定義する排除体積を作成する。

【0027】

[0048] 決定性モデルの第3の例は、たとえば、クロスカントリートラックまたはスキーに適用され得、この場合、運動エネルギーおよび重力ポテンシャルエネルギーが、代謝エネルギーと、摩擦および抵抗力による散逸力と組み合わせられて、アスリートの軌跡が制約される。

30

【0028】

b . 運動プロセスの観測に基づく統計的推論

[0049] 運動パフォーマンスを測定する非決定論的手法のいくつかの例を提供する。ウェブサイトおよびその他の公記録では、アスリートの観測されたパフォーマンスを様々な粒度で表にしている。たとえば、図1に、pro-football-reference.comなどのWebサイトから入手可能な、2016年のDenver Broncosによるパッシングおよびラッシングの統計の表を示す。表のデータは次のように識別される：年齢 - その年の12月31日のプレイヤーの年齢。Pos - プレイヤーおよびチームのシーズンスタッツにおけるポジション（大文字はプライマリスターターを示し、小文字はパートタイムスターターを意味する）。G - プレイしたゲーム数。GS - 攻撃または守備プレイヤーとして開始されたゲーム数（数字は1920~49、1970~72、および1975~現在については完全であるが、それ以外は不完全である）。ラッシングの列は以下を含む：Att - ラッシングアテンプト回数（サックはNFLでは含まれない）。Yds - 獲得ラッシングヤード数（サックのヤードはNFLでは含めない）。TD - ラッシングタッチダウン回数。Lng - 最長ラッシングアテンプト。Y/A - アテンプトあたりのラッシングヤード数（リーダーの資格を得るには予定されたゲームあたり最低6.25ラッシュ、キャリアリーダーの資格を得るには最低750ラッシュ）。Y/G - ゲームあたりのラッシングヤード数（リーダーの資格を得るには予定されたゲームあたり最低でも半ゲーム）（ラッシングヤード数）/（プレイしたゲーム数）。A/G - ゲームあたりの

40

50

ラッシングアテンプト回数（リーダーの資格を得るには予定されたゲームあたり最低でも半ゲーム）（ラッシングアテンプト回数）／（プレイしたゲーム数）。レシービングの列は以下を含む：T g t - パスターゲット回数（1992以降、NFLのプレイバイプレイのデータから取得）。R e c - レセプション回数。Y d s - レシービングヤード数。Y / R - レセプションあたりのレシービングヤード数（リーダーの資格を得るには予定されたゲームあたり最低1.875キャッチ、キャリアリーダーの資格を得るには最低200レセプション）。T D - レシービングタッチダウン回数。L n g - 最長レセプション。R / G - ゲームあたりのレセプション回数（リーダーの資格を得るには予定されたゲームあたり最低でも半ゲーム）（レセプション回数）／（プレイしたゲーム数）。Y / G - ゲームあたりのレシービングヤード数（リーダーの資格を得るには予定されたゲームあたり最低でも半ゲームをプレイ、キャリアリーダーについては32ゲーム）（レシービングヤード数）／（プレイしたゲーム数）。C t c h % - キャッチ率、レセプション回数をターゲット回数で割った値（1992以降）。Y S c m - スクリメージからのヤード数：レシービングヤード数およびラッシングヤード数。R R T D - ラッシングタッチダウン回数およびレシービングタッチダウン回数。F m b - 自分のチームによるロストおよびリカバー両方のファンブル回数（これらは、攻撃、守備、およびスペシャルチームのプレイヤーによる全てのファンブルを表す）。

【0029】

[0050] 図2に、たとえば、プロテニス協会（ATP: the Association of Tennis Professionals）から入手可能なテニスプレイヤーRoger Federerの典型的な統計を示す。フィールドゴール成功率、打率、グリーンあたりのパット数、ゴールキーパーのセーブ数、打点などの記録は、いくつかの一般的に使用されている統計である。センサによって測定された生理学的パラメータとパフォーマンスパラメータとの間の統計的関連性も入手可能であり、たとえば、競技漕手の心拍数と自覚的運動強度との関係が、Katherine Skrlj Krengel、Influence of Athlete Heart Rate, Rate of Perceived Exertion, and Anxiety in Rowing Practice and Competition (Thesis, Eastern Michigan University)、2014年3月において報告されており、その全体が引用により本明細書に組み込まれている。

【0030】

[0051] アスリート、彼らの衣服、ボールまたはパックなどの運動用具に接続されたセンサ、録画および録音機器、ならびに運動環境を測定する風速計、気圧計、温度計などのその他のデバイスから、他の重要なクラスの非決定性データが入手可能である。

【0031】

[0052] 過去のパフォーマンスの統計モーメントを使用したプレイヤーおよびチームのランキングは、トレーナー、スポーツエージェント、コメンテーター、プレイヤースカウト、チームオーナー、ギャンブラー、チームの医師、およびファンタジーリーグの参加者の間で使用される。時間平均および時間分散などの統計モーメントの変化は、個々のアスリートによっても使用され、パフォーマンスの傾向を特定し、トレーニング方法をその改善に関連付ける。

【0032】

c. ハイブリッド化の方法

[0053] ハイブリッド化の方法の一例は、制約付き最大エントロピーフィルタリング（CMEF: constrained maximum entropy filtering）である。推定CPM

【0033】

【数1】

10

20

30

40

50

$$P_0(\bar{x} | \alpha)$$

を使用して、その C P M が「正しい」ものである場合に観測されるはずの結果を、サンプリングによって予測することができる。残差、すなわち、観測されたものと、C P M が予測したものの差を使用して C P M を補正することができる。換言すれば、ハイブリッド化は残差を使用して、

【 0 0 3 4 】

【 数 2 】

10

$$P_0(\bar{x} | \alpha)$$

を C P M の改良版

【 0 0 3 5 】

【 数 3 】

20

$$P_1(\bar{x} | \alpha)$$

に変換する。ハイブリッド化は反復することができ、1つまたは複数の停止基準の対象になり得る。この変換は、決定性モデルによって予測された確率密度の属性と、C P M のハイパーパラメータの関数として記述される観測統計データのそれらとの複雑な非線形マッピングであり得る。ハイパーパラメータは事前確率分布のパラメータであり、接頭辞ハイパーを使用して、それらを分析中の基本となるシステムのパラメータと区別する。

【 0 0 3 6 】

[0054] ハイブリッド化の第2の方法は、決定性の結果と観測結果とをニューラルネットワークにおいて組み合わせる。層の数およびトポロジ、層あたりのニューロン数、訓練の反復の回数、シナプスの重み、およびその他のネットワークパラメータは、計算結果と観測結果との差を最小化するように調整され得る。これらの方法は、たとえば、Bashir および Geranmayeh、Scientia Iranica、第18巻、第6号、1600～08頁（2011年）、ならびに Dingら、Evolutionary artificial neural networks: A review, Artificial Intelligence Review（Springer, 2013年）に記載されており、それらの全体が引用により本明細書に組み込まれている。

【 0 0 3 7 】

[0055] ハイブリッド化の第3の方法は、決定性の結果と観測結果とをアナログ計算機において組み合わせる。アナログ計算の方法は、微分方程式、特に非線形の微分方程式を解くのに非常に適している。運動プロセスの多くの物理モデルは、これらのタイプの方程式に基づいている。アナログ計算の方法は、たとえば、N. Guoら、Energy - Efficient Hybrid Analog/Digital Approximate Computation in Continuous Time、IEEE Journal of Solid-State Circuits（第51巻、第7号、2016年7月

30

40

50

)、Huangら、Evaluation of an Analog Accelerator for Linear Algebra by (2016 ACM/IEEE 43rd Annual International Symposium on Computer Architecture (ISCA)、2016年6月18~22日、ソウル、韓国)、およびJ. Hasler、Starting Framework for Analog Numerical Analysis for Energy-Efficient Computing、Journal of Low Power Electronics and Applications 2017、第7巻、第3号、17ff頁に記載されており、それらは全て、それらの全体が引用により本明細書に組み込まれている。

【0038】

10

[0056] ハイブリッド化の第4の方法は、決定性要素と統計的要素とを非線形回帰において組み合わせる。物理モデルを特徴付ける非線形関数には、指数関数、対数関数、三角関数、べき関数、およびガウス関数などがある。一実施形態では、非線形回帰のパラメータを確立するための方法は、たとえば、引用によりその全体が本明細書に組み込まれている、Mathematical Statistics with Mathematica by Colin Rose and Murray D. Smith (New York: Springer) 2002、電子版2010年、2011年、2013年の第11章および第12章に記載されている最尤推定である。

【0039】

[0057] 決定性モデルと確率的モデルとを組み合わせで最適化するこれらおよび他のハイブリッド化の方法の適用を行って、本開示の態様と整合するCPMを生成し得る。

20

【0040】

[0058] 本開示のこれらおよび他の態様は、その例示的かつ非限定的な実施形態を、添付図面を参照して詳細に説明することによってより明らかになり、図面では、同様の参照番号は同様の要素を指す。図面は、限定としてではなく、例示の実施形態を理解しやすくするために例示するものである。これらの実施形態は、当業者が本明細書で開示する発明の概念を実践できるほど十分に詳細に説明しており、他の実装が利用され得ること、ならびに様々な要素の構造的変更および/または置換が、発明概念の範囲および思想から逸脱することなく行われ得ることを理解されたい。したがって、例示の実施形態の以下の詳細な説明は、限定的な意味で解釈されるべきではない。たとえば、いくつかの例示の実施形態は、フットボールのフィールドゴールおよびバスケットボールゲームを参照しながら、本明細書で説明する。しかしながら、本開示の態様は、他のスポーツイベントまたは運動活動に適用され得る。

30

【0041】

[0059] さらに、説明する様々な例示の実施形態は、コンピュータ上で動作するソフトウェアの形で、専用ハードウェアの形で、またはソフトウェアとハードウェアとの組み合わせで実装され得る。これらのコンピュータおよびソフトウェアは、運動プロセスが完了した後に加え、運動プロセスもしくは運動イベントが行われているときにほぼリアルタイムでも、本開示に従ってデータおよびモデルを処理し得る。

【0042】

40

3. 例

[0060] 本開示では、運動プロセスの初期決定性物理モデルが、自然科学の既知の決定論的法則から構築される。次に、このプロセスの様々な側面の測定値が、異種のモダリティのセンサから取得される。融合されたハイブリッドモデルが生成される。ハイブリッド化は、ニューラルネットワーク、最大エントロピーフィルタリング、非線形回帰、最尤推定、またはその他の同様の方法を使用して、反復的であることが好ましい。その結果は、ハイブリッド化されていないモデルよりも、これらが決定性であるか非決定性であるかにかかわらず、はるかに高い精度でパフォーマンスを予測および記述するCPMである。

【0043】

[0061] センサデータの役割は、通常はスポーツイベントに関連するような要約統計量を

50

生成することではない。これらの統計、たとえば、打率、パス成功率、グリーンあたりのパット数などは、運動プロセスの結果に関連するものである。これらのデータは、ハイブリッドモデルへの入力として、またはその補足として使用され得る。ハイブリッド化の手順は、問題のプロセスのより正確なモデルの生成に焦点を当てている。統計の要約はC P Mの生成の一態様であるが、アスリート、無生物、および運動環境を含むプロセスの様々な追加の構成要素には、ハイブリッドモデルで使用されてこれを強化し得るデータを明示的に取得するセンサが装備される。センサ、センサの組み合わせ、およびそれらから得られるデータは、観測された運動結果への忠実度が可能な限り高くなるように選択される。たとえば、野球の打撃の非決定性モデルは、バッターの以前の打率を使用して、打撃が成功する確率を推定し得る。C P Mは、バットおよびボールの力学的特性、プレイヤーの靱帯、腱、筋肉、関節、および骨の生体力学、ならびに向かって来る投球の速度ベクトルおよびスピンの変動性を、バッターおよびピッチャーのパフォーマンスの測定値からの以前の非決定性データと共に組み込んで、ヒットが成功する確率を推定することにより、忠実度が高くなる。結果として、C P Mは、野球の打撃の成功の予測に関して、単に以前の打率を使用するよりもはるかに正確になる。

【 0 0 4 4 】

[0062] ハイブリッドな方法は、純粹に決定論的な方法または純粹に確率的な方法のいずれかによって可能なよりも正確な運動プロセスのモデルを作成することにより、優れたパフォーマンスを実現する。その理由は簡単であり、全ての巨視的プロセスはニュートン物理学で記述することができるが、その有効性には限界があり、これは2つの別物だが関連する要因から生じ、第1に、現象を記述する方程式は、特に複数の構成要素間の相互作用を記述する場合の、すぐに非常に複雑になりすぎて明示的に解くことができなくなり得るためである。第2に、ほぼ継続的に変化する外因性の要因（環境要因など）がほぼ常に存在するので、特定の瞬間にそれらの正確な影響を捕捉する任意の試みは、次の瞬間に起こることへの関連性が限定的であり得る。決定論のみを使用すると、これらの影響は累積的に小さく無視できるという仮説になるが、統計的な方法論のみを使用することは、システム全体がランダムであり、メカニズムを気にせずに繰り返し観測することによってのみ理解が得られるという考えに基づいている。ハイブリッド化は、決定性モデルとして開始する原理に基づくモデルを作成し、特別な方法でデータを使用して決定性モデルを修正することによって、初期入力の明確な部分ではなかったプロセスの変動性を組み込むようにして、「間を取る」。ハイブリッド化の結果はC P Mであり、これは確率過程として数学的に知られている。

【 0 0 4 5 】

[0063] 一例として、バッターが野球の球を打つことを考える。簡単に計算される1つの要約統計量は、バッターがスイングしてボールインプレイになったときの割合である。明らかに、この量を計算するために、バッティングの力学について何も知る必要がない。ここで、特定のスイングがフェアボールにつながるか否かを正確に予測することができるようにこのプロセスをモデル化したC P Mを作成する必要があると仮定する。スイングプレーン、その速さおよび加速度を、バットの質量および形状ならびにボールの速度と共に使用して、ボールが打たれた後にバットを離れる角度を予測する物理モデルすなわち決定性モデルを作成することから始めることができる。そのようなモデルは完璧に見え得るが、とりわけ、スイングプレーンが一定である、バットが均質で振動モードがない、バッターのバットのグリップが完璧であるなどの多くの仮定を含んでいる。これらの考慮事項はモデルに含まれていないだけでなく、バッターのみならずバットによっても、また、おそらくスイングごとに、またはスイング内でさえも明らかに異なる。そのため、これらの（および場合によっては想定外の）特徴を組み込んだモデルを作成するために、たとえば、バッターの手首にセンサを配置して位置および加速度を測定し、このデータを高速ビデオから抽出された遠隔測定データと組み合わせることによって、補足データを収集することができる。上記のセンサ構成から収集されたデータによって決定性モデルをハイブリッド化することにより、任意の所与のスイングに関する成功（すなわち、ボールインプレイにな

ること)の確率的予測がはるかに正確なC P Mを生成する。そのようなモデルを使用して、たとえば、バッターに指示することができる(たとえば、それに応じて自身のスイングプレーンを調整することで、より高い確率で所望の結果を達成することができる)だけでなく、相手のピッチャーが戦略的さらには戦術的に使用することもできる。

【0046】

[0064] C P Mをウェアラブルデバイスに組み込んで、改善されたパフォーマンス予測を生成し得、これは即座に、アスリート、自身のチームメイト、トレーナー、コーチ、コメンテーター、および観客に伝えられ得る。前の例では、チームのマネージャーが、アスリートに配置されたセンサと、上記のハイブリッド化処理によって生成されたC P Mとからバッターのスイングプレーンに関するリアルタイムの(すなわち、スイングごとの)情報を取得して、成功の可能性を予測することを想像することができる。そのような情報は、バッターに伝えられることにより、様々な方法で使用され得る。たとえば、バッターのスイングを改善するために、バッターによって矯正措置が採用され得る。他のC P Mは、スイングのパラメータが与えられた場合に、インプレイのどこにボールが打たれるかを(確率的に)予測して、ヒットエンドランなどの戦術的な動きの実施を可能にし得る。

10

【0047】

[0065] 要約すると、C P Mは、系の全ての可能な状態が表現された空間、換言すれば、結果の位相空間にわたる確率分布を生成する。これらを使用して、将来のイベントの確率的推定値を計算することも、過去のパフォーマンスを正確に特徴付けることもできる。C P Mは、初期決定性モデルと選択されたデータとを組み合わせ、物理学と内在する変動性との両方をカプセル化した、運動プロセスのより正確な、ひいてはより有用な記述である強化されたモデルを生成するハイブリッド化処理の出力である。

20

【0048】

[0066] C P Mは、物理学と固有の変動性との両方をカプセル化した運動プロセスの忠実かつ原理に基づく記述であるハイブリッド化処理の出力である。本明細書で開示するC P Mの全ての例は、決定性および非決定性データ要素のハイブリッド化によって生成されるが、他の手段によってC P Mを生成することが可能である。

【0049】

[0067] C P Mが使用され得る方法の他の例は、ウェアラブルデバイスに組み込んで、パフォーマンス予測を生成し、アスリート、自身のチームメイト、トレーナー、コーチ、コメンテーター、および観客に即座に伝えられるようにする。たとえば、加速度計および送受信機を有するリストバンドは、以下に説明するように、アスリートの力および運動エネルギーを測定することができる。それらの値は、リストバンド上に、または無線でサーバに、C P M(前述の処理によって生成されるもの)を有して構成されるプロセッサによって使用され得る。リストバンドは、スイングプレーン、プレイのペースなどが適切に調整されるべきか否かを示す触覚信号または可聴信号を中継し得る。C P Mは、たとえば、生体エネルギー保存および動力発生の基本物理的制約を、成功した競技におけるこれらの量のパターンに関する統計データとを組み合わせ得る。

30

【0050】

[0068] 本開示によるシステムの例示的かつ非限定的な実施形態を、以下の一連の手順において説明する。ハイブリッド化プロセッサは、初期決定性モデルを専用センサデータとハイブリッド化してC P Mを生成するようにプログラムされ得る。ハイブリッド化は反復的であり得、新たなセンサデータが取得されるか、または新たな物理的原理が認識されて組み込まれるにつれて、C P Mは進化し得る。結果として得られるC P Mは、運動プロセスのカプセル化であるが、C P Mから生成された結果に基づいた、ビデオ、音声、および感覚の機能拡張を可能にする。たとえば、ハイブリッド化プロセッサは、C P Mによって計算されたグラフィカルな統計をテレビ放映されるフットボールゲームにオーバーレイし得る。これは、ビデオ放送システムの一部として、または放送に拡張機能を提供するためにディスプレイに接続されるスタンドアロンデバイスとして提供され得る。かなりの処理能力および速さを必要とするいくつかの拡張機能では、好ましい実施形態は、ライブまた

40

50

はビデオストリームを処理し、その上に拡張機能を追加するスタンドアロンデバイスを含む。あるいは、オンザフライの計算では、分散型の並列またはクラウドコンピューティングインフラストラクチャが採用され得、データおよび結果が、無線または有線ネットワークを使用してクラウドまたはパラレルプロセッサに転送される。

【 0 0 5 1 】

[0069] あるいは、運動イベントの確率的に観測可能な側面の間の関連性のセットが、統計的推論を使用して確立され得る。C P Mは結果の位相空間にわたる確率分布を生成する。一連の物理モデルが関連性とハイブリッド化され、統計的推論間の内挿およびそれらからの外挿が可能になるように、反復的に洗練され得る。本明細書で開示する運動プロセスの決定性および非決定性の側面をハイブリッド化する方法は、いずれのクラスを条件付き確率モデルの生成の出発点としても実現することができる。

10

【 0 0 5 2 】

[0070] ハイブリッド化を通じて決定性の情報および確率的情報をマージすることによって、決定性物理モデルまたは統計データに基づくモデルを個々に見た場合よりも正確な運動パフォーマンスの評価が得られる。この理由は以下の通りである。統計的な方法はエルゴード性を前提としており、換言すれば、統計的推論の基礎となる測定値は、系の状態空間全体に広がっている必要がある。これにより正確な外挿および内挿は非現実的になり、その理由は、価値のある統計的信頼度を提供するには、通常多くの測定値を必要とするためである。一方、決定論的方法是、高い信頼度で正確な内挿および外挿を行うことができるが、運動プロセスの内在する確率的特性を組み込むことはできない。さらに、決定性モデルは、複雑な運動プロセスの初期条件を完全に特徴付けることを要求され、これによりこれらの方程式ベースのモデルに不可避なノイズがもたらされる。一方、両方のモデルをハイブリッド化して生成されるC P Mは、確率的制約と決定論的制約との寄与をバランスさせることにより、まばらな測定値を使用して高い信頼度で内挿および外挿を提供する記述を合成する。このようにして、一例示的实施形態は、より正確なプレイヤーのパフォーマンス予測または記述を表示するグラフィック拡張機能を提供することができる。それに応じて、例示的实施形態は、C P Mからビデオ拡張機能を提供するためのアルゴリズムを実装する新たなデバイスを対象とする。

20

【 0 0 5 3 】

[0071] ハイブリッド化された条件付き確率モデルが求められ得る例示的なプロセスは、ノースアメリカンフットボールでのフィールドゴールのキックであり得る。このプロセスは、入力変数を独立変数として取り、出力値に従属変数として出力する決定性モデルによって特徴付けられる。たとえば、単純な決定性モデルは、ボールを質点として表し、単一のベクトル量、すなわち、キッカーの足を離れるときのフットボールの速度

30

【 0 0 5 4 】

【数 4】

\vec{v}

によって、キックモーションの結果を特徴付ける。

40

【 0 0 5 5 】

[0072] 図 3 を参照し、ボールが地面に沿ってキックされていないと仮定すると、換言すれば、

【 0 0 5 6 】

【数 5】

\vec{v}

がフィールド面となす角度がゼロより大きい場合、競技場 (3 2 0) に垂直な、速度ベクトル (3 0 5) を含む一意の平面 (3 1 0) が存在する。ボールは、空中のその経路 (3

50

0 0) 全体にわたってこの平面を通過し、高さ (3 3 0) でエンドゾーンと交差するはずである。

【 0 0 5 7 】

[0073] 空気抵抗を無視すると、ボールは放物線軌道をたどり、次式の水平距離 (ヤード単位) を移動し :

【 0 0 5 8 】

【数 6 】

$$x = \frac{\|\vec{v}\|^2 \sin 2\theta}{3g} \quad (1) \quad 10$$

ここで、

【 0 0 5 9 】

【数 7 】

$$\|\vec{v}\| \quad 20$$

はフィート毎秒での速さであり、 θ は速度ベクトルが地面となす角度であり、 g は重力加速度である。

【 0 0 6 0 】

[0074] ゴールポストを含むエンドゾーンの平面 (以下、「エンドプレーン」) までの距離 (ヤード単位) を d とすると、ボールは次式で与えられる高さ (h フィート) でエンドプレーンと交差する :

【 0 0 6 1 】

【数 8 】

$$h = 3d \tan \theta - 18d^2(g/\|\vec{v}\|^2)\sec^2(\theta) \quad (2) \quad 30$$

【 0 0 6 2 】

[0075] このように、式 2 は、独立変数としての第 1 の変数

【 0 0 6 3 】

【数 9 】

$$\vec{v} \quad 40$$

と、従属変数としての第 2 の変数 h とを有する関数である。

【 0 0 6 4 】

[0076] 決定性モデルをハイブリッド化して、確率的観測値を組み込むことによって改善された CPM を生成することができる。入力パラメータ、たとえば速度ベクトルを使用して、ハイブリッド化アルゴリズム (HA: hybridization algorithm) は、入力が速度ベクトルであり、出力が、フットボールがエンドプレーンと交差する位置の 2 次元分布である関数を構築し得る。そのような分布 (4 1 0) の一例を図 4 に示す。

【 0 0 6 5 】

[0077] このH Aは、決定性モデルを1つまたは複数のモダリティの測定データまたは観測データと共に入力として受け取り、C P Mを生成する。フィールドゴールの例は、条件付き確率分布

【0066】

【数10】

$$P(x, y | \vec{v})$$

10

を生成する。したがって、H Aの出力は、速度ベクトルによってインデックス付け（またはパラメータ化）された分布のファミリーである。分布のファミリー内の任意の単一の分布（すなわち、速度ベクトルを指定した結果）は、運動の評価および/または予測を目的とした任意の数の方法で表示することができる。たとえば、特定の信頼区間内でフットボールがエンドプレーンと交差すると予測される全ての可能な位置を表示する散布図を出力することができる。一例として、少なくとも95%の信頼度でフットボールがエンドプレーンと交差すると予測される全ての位置についてデータ点を表示することができる。一部の実施形態では、連続確率分布が表示される。さらに、ヒストグラムまたはその他の形式の離散確率分布などによる連続確率分布の推定を使用することができる。さらに、同程度の確率の領域が色または輪郭によってインデックス付けされた、色のグラデーションを示すヒートマップを表示することができる。

20

【0067】

[0078] ハイブリッド化された関数は、分布のファミリーを生成する方法が完全にデータ駆動型ではないので、純粋な統計モデルではない。本明細書で使用する統計モデルは、人、システム、プロセス、またはイベントの観測可能な特性を繰り返し測定することから得られる非決定性の構造である。実際には、統計モデルが分布の比較的小さなファミリーを生成することすら困難であり得、その理由は、価値のある信頼度でパラメータ化されたファミリーへの収束を可能にするのに十分に多種多様な入力速度ベクトルを有する十分なデータがない場合があるためである。ファミリー全体を近似するには、数百回のフィールドゴール試行を、それぞれ所与の（固定の）速度ベクトルで行うことが必要になり得る。

30

【0068】

[0079] H Aは自由に使える基礎となる決定性モデルを有するので、欠落した入力を効果的に内挿することができる。純粋に統計的なモデルとは異なり、（この場合は）速度ベクトルと予想される垂直変位との間に存在する定量的関係を使用して、観測値が存在しない速度ベクトルが与えられた場合に、最も可能性の高い分布を内挿または外挿する。有限なデータに基づく非決定性モデルだけでは、繰り返しになるが（tautologically）、これを行うことはできない。

【0069】

[0080] H Aは、入力が近いと、対応して近い分布が生成されるという仮定の下で動作することにより、モデルの内挿および外挿を実現する。この仮定は定性的に述べたものであり、これが有用になるには、明確に（ひいては定量的に）する必要がある。一部の実施形態では、パラメータ空間は速度ベクトルの空間であり得るので、任意の2つのデータ点間の距離は、差の平均、たとえば（ユークリッド）ノルムなどを取ることによって近似され得るということになる。確率分布の空間は凸状であり得るが、ベクトル空間ではないので、ノルムを有さない場合がある。しかしながら、確率分布の空間には、いくつかのメトリックのいずれかが与えられ得る。たとえば、相対エントロピーとも呼ばれるKullback-Leibler (KL) ダイバージェンスのあるバージョンは、引用により本明細書に組み込まれている、Kullback, S.; Leibler, R. A. (1951年)、「On information and sufficiency」、Annals

40

50

of Mathematical Statistics, 22(1): 79~86 頁に記載されているように、ある確率分布が第2の期待確率分布からどのように発散するかを示す尺度である。

【0070】

[0081] 一部の実施形態では、HAを実現することは、入力間の距離を出力分布候補間の距離に関連付けるための方法と組み合わせられるメトリックを選択することを含む。

【0071】

[0082] ハイブリッド化には多くの技法の候補があり、ひいては、ハイブリッドCPMが生成される多くの可能な方法がある。非線形回帰、アナログ計算、最尤推定などは、本開示による確率的方法および決定論的方法をハイブリッド化するための技法の非限定的な例である。制約付き最大エントロピーフィルタリング(CMEF: constrained maximum entropy filtering)は、ハイブリッドアルゴリズムのインスタンス化を示し、キックされたフットボールの飛行の決定性モデル、すなわち、空間を通る一意の経路をあらゆる初速度ベクトルに関連付けるものは、そのような経路のセットに関する退化確率分布と考えることができる。換言すれば、それは一定分布であり、確率の頻度論的な見方を採用した場合、そのような分布は、サンプリングされる頻度に関係なく同じ出力を生成する。一定分布は、ランダム性を全く有さないもので、最小の相対エントロピー、すなわち、0を有する。

【0072】

[0083] その対極にあるのは、「完全にランダムな」過程であり、すなわち、初速度に関係なく、任意の軌道曲線がその他の軌道曲線と同じ可能性で生じるものである。そのような分布は「最大エントロピー」を有するが、基礎となる物理学を考慮できなくなる。CMEFでは、反復的な手順が使用され、それにより、所与の分布は、(i)そこからのサンプリングは観測値と合致するデータを生成する必要があるが、(ii)新たな分布のエントロピーは、元よりも大きい必要がある、という制約に従って修正され得る。

【0073】

[0084] そのようなCMEFは、(ハイパーパラメータを使用して)パラメータ化された分布を表すための関数近似方法を使用し、説明能力と確率的柔軟性との間の所望のバランスを達成するようにこれらのハイパーパラメータを調整することによって、実現することができる。HAの特徴は、メトリックの選択と、それ以上の反復が不要になるときを決定するためのポリシー、換言すれば、停止基準の指定とを含む。

【0074】

[0085] 図5に、本開示の態様による運動パフォーマンスを分析および/または予測するための例示的なシステムの構成要素を示す。アスリート、用具、または運動環境を測定する1つまたは複数のセンサ(51~56)が設けられている。センサは、物理的属性(たとえば、加速度、力積、速度、照度、音圧)、生理学的属性(たとえば、心拍数、血液酸素化、呼吸数、皮膚電気伝導率)、または環境属性(たとえば、温度、湿度、風速ベクトル、気圧)を特徴付けるデバイスを備える。図5を参照すると、センサ51、52、および53はアスリートの体に取り付けられており、個別にまたは組み合わせてデータを集める。センサ54はヘルメットなどのスポーツ用具に取り付けられ、センサ55はビデオカメラであり、センサ56はゲームボールに埋め込まれている。センサ51~56は、情報を受信機に送信するようにさらに構成され得る。受信機は、外部デバイスから有線および/または無線の測定値を受信するように構成されるデバイスである。

【0075】

[0086] 運動パフォーマンスを予測するための例示的なシステムを図6に示す。このシステムは、運動パフォーマンス中に1つまたは複数のセンサから確率的観測データを収集する受信機(61)と、パフォーマンスの決定性モデルと、決定性モデルおよび非決定性データからCPM(63)を生成するハイブリッド化プロセッサ(62)と、を含む。CPMは、可聴的、視覚的、触覚的、または他の手段によって観客、視聴者、アスリート、またはコーチに対して表示または伝達され得る運動パフォーマンスの1つまたは複数の予測または記述を生成する。

10

20

30

40

50

【 0 0 7 6 】

[0087] ハイブリッド化プロセッサ (6 2) は、スタンドアロンマイクロプロセッサ、ローカルネットワーク上の分散プロセッサ、または広域もしくはグローバルネットワークを介してデータおよび結果を中継するクラウド処理プラットフォームとして構成され得る。

【 0 0 7 7 】

[0088] 図 6 に示すように、ハイブリッド化プロセッサは、決定性モデル (6 4) (たとえば、式 1 および式 2 など、運動方程式で与えられるもの) を、測定データまたは観測データと共に入力として受け取り、ハイブリッド化された関数を生成し得る。フィールドゴールキックの場合の観測データの例は、ボールがエンドプレーンを通過することが観測される測定点を含み得る。観測データは、録画機器またはボールに埋め込まれた無線加速度計を使用した、プレイヤーによるフィールドゴールキックの速度の直接測定値も含み得る。観測データは、たとえば、ボールがエンドプレーンを通過する観測位置に基づく計算された値をさらに含み得、初速度はキック位置に基づいて求められる。観測データは、フィールドゴール成功総数およびフィールドゴール試行総数などの、一般的に記録される統計も含み得る。

【 0 0 7 8 】

[0089] ハイブリッド化された関数は、速度ベクトルなどの入力を受け取り、確率分布などの出力を生成する関数であり得る。フィールドゴールの例の場合のように、ハイブリッド化された関数は、条件付き確率分布、たとえば、

【 0 0 7 9 】

【 数 1 1 】

$$P(x, y | \vec{v})$$

を生成し得る。

【 0 0 8 0 】

[0090] 本開示の一部の実施形態では、ハイブリッド化された関数は、異なる単位または次元で表現された成分を有する可変入力ベクトルまたはテンソルを受け取るように構成される。

【 0 0 8 1 】

[0091] 関数のハイブリッド化は反復的であり得る。残差、換言すれば、C P Mの予測値と、対応する運動プロセスの観測値との差の関数が計算され、C P Mの補正に使用される。この関数は複雑または非線形であり得、その形は、C P Mによってモデル化されるプロセスの特定の態様によって細部が異なる。残差関数は、C P Mを特徴付けるハイパーパラメータによって系統的に変化するので、残差関数を目標の形状または大きさにマッピングするようにハイパーパラメータを反復することによって、C P Mの忠実度および予測能力が向上し得る。前述の例でこの手法を説明すると、C P Mは、エンドゾーン平面内のフィールドゴールキックの位置の確率密度を、水平方向および垂直方向における平均 (μ_x , μ_y) および分散 (σ_x^2 , σ_y^2) と、垂直平面における確率密度の回転を特徴付けるとを示すパラメータを有する 2 次元ガウス関数によって記述し得る。ハイパーパラメータ { a、b、c、および d } は、古典力学に基づくボール軌道の形を特徴付ける。これらのハイパーパラメータは、C P Mによって推定されたパラメータと、観測されたパラメータとの差を最小化するように、反復的に洗練され得る。換言すれば、ハイパーパラメータ { a、b、c、および d } は、(μ_x 、 μ_y 、 σ_x^2 、 σ_y^2 、および) の観測値と予測値との差を低減するように、反復的に調整される。単純なノルム、分散、平均、および角度の加重結合、またはC P M出力を観測データにマッピングする任意の関数を含む様々な残差関数がこの差を特徴付け得る。

【 0 0 8 2 】

[0092] 本開示の一部の実施形態は、力学モデルおよび観測データに基づいて関数をハイブリッド化することを含み得る。本開示は力学モデルに限定されるものではなく、決定性の任意のモデルを含み得る。また、観測データが以前の統計を含むいくつかの例を与えているが、本開示はそれらに限定されるものではなく、確率的な任意のモデルを含み得る。

【 0 0 8 3 】

[0093] 一部の実施形態では、観測データはグループに分類可能であり得る。たとえば、フィールドゴールキックの観測データは、チーム別、プレイヤー別、フィールドの場所別、年別などでインデックス付けされ得る。したがって、特定の C P M は、特定のチーム、プレイヤー、プレイヤーポジション、フィールド位置、シーズンなどに関連するデータに基づき得る。

10

【 0 0 8 4 】

[0094] 他の実施形態は、表面的に無関係の運動プロセスをハイブリッド化する。たとえば、欧州サッカーでのダイレクトキックの軌道の決定性モデルおよび確率的モデルは、アメリカンフットボールのフィールドゴールアテンプトおよびラグビーのキックのモデルとハイブリッド化され得る。

【 0 0 8 5 】

[0095] 本開示によるシステムの他の実施形態は、物理モデルの複雑さおよび詳細度を増加させる。フットボールを質点および速度ベクトルの単一条件として表す初期決定性モデルを洗練する場合、この物理モデルは、これらの決定性の側面のうちの 1 つまたは複数を

20

- ・フットボールは、可変の過渡的な内圧分布を有する扁平弾性回転楕円体である。
- ・キッカーは力積の相互作用によりボールに運動量を与えて、スピン、章動、および歳差運動を可能にする。
- ・ボールが静止空気中を移動するときに、気体力学的抵抗がある。
- ・風はボールの軌道に影響を与える。

【 0 0 8 6 】

[0096] 単純なモデルとは対照的に、この物理モデルでは、フットボールの軌道について閉形式の代数表現が存在しない場合がある。むしろ、単一の平面に制約されなくなった軌道は、結合された微分方程式の積分によって決定される。全ての入力パラメータ（ボールの膨張圧力、力積ベクトル、大気圧および湿度など）を集めて単一の結合量に組み合わせることができ、これをベクトル

30

【 0 0 8 7 】

【数 1 2】

$$\vec{\alpha}$$

で表す。ハイパーパラメータとして機能し得る重みが個々の入力パラメータに割り当てられ、重みは、ベクトル

【 0 0 8 8 】

40

【数 1 3】

$$\vec{\alpha}$$

を生成するための変数の重要度によって変わるように事前設定または事前決定される。以前と同様に、物理モデルは、

【 0 0 8 9 】

【数 1 4】

$$\vec{\alpha}$$

50

と、キックが得点になるか否かを決定する垂直および水平方向の変位との間の明示的な関数関係を生成する。

【 0 0 9 0 】

[0097] 上記と同じ手順を使用して、所望の C P M をハイブリッド化することができる。しかしながら、ハイブリッド化はの場合多様な分布のファミリーに従い、以前軌道のファミリーは単一の速度ベクトルによってパラメータ化されていたが、この場合は、圧力、力積ダイナミクス、慣性モーメントなどを含む多成分ベクトル

【 0 0 9 1 】

【数 1 5】

$\vec{\alpha}$

10

によってインデックス付けされ得る。結果的に、ハイブリッド化は、

【 0 0 9 2 】

【数 1 6】

$P(x, y | \vec{\alpha},)$

20

の形式の確率分布または C P M のファミリーを生成し、これは、任意の初期パラメータのセット

【 0 0 9 3 】

【数 1 7】

$\vec{\alpha}$

30

について、ボールが指定領域を介してエンドプレーンと交差する確率を特徴付ける。

【 0 0 9 4 】

[0098] この方法の他の実施形態は、キック時にボールが保持される角度、スナップとキックとの間の時間、ボールが置かれた場所に対するキッカーの地に着いた足の位置、およびキッカーの心拍数および血圧などの生体計測データなどの量を組み込むことにより、物理モデルをさらに詳細化 (embellish) する。そのような生体データは、競技者が心拍の間にショットをトリガーするようにトレーニングする、オリンピックのピストル、ライフル、およびアーチェリーに見られるように、軌道に大きく影響し得る。結果として得られる機構モデルはより複雑になる可能性があるが、決定性のままであり、入力パラメータのセット

40

【 0 0 9 5 】

【数 1 8】

$\vec{\beta}$

ごとに単一の垂直変位が計算され、これは水平変位に関連付けられる。この関係は数学的な意味で関数的であるので、H A は以前と同様に必要な変更を加えて動作し得る。物理モ

50

デルおよび関係する測定値が与えられると、

【 0 0 9 6 】

【 数 1 9 】

$$P(x, y | \vec{\beta})$$

が生成される。

【 0 0 9 7 】

[0099] パラメータ空間

【 0 0 9 8 】

【 数 2 0 】

$$\vec{\beta}$$

の次元が増えるにつれて、利用可能なデータは任意の固定パラメータに、よりわずかにしか起因しなくなる。ハイブリッド化および物理モデルで生成される情報がなければ、各結果に関連する可能性がある関係する観測データの数が必然的に減少するので、データ駆動型の統計モデリング技法は力を失う。

【 0 0 9 9 】

[00100] 運動パフォーマンスを評価するための H A の一実装は、ビデオ録画と、ボールおよび各キッカー候補者の足首から収集された加速度計データとを組み合わせ、先発メンバーを巡る一連の競争者のパフォーマンスをランク付けすることができる。また、同じ H A の他の実装をコーチング環境にビデオ録画のみで配備して、フィールド上の様々な位置からフィールドゴールが成功する確率を向上させることができる。フィールドゴールキック H A の第 3 の実装は、ビデオ録画からの画像を組み込んで、キックの角度および速度をリアルタイムに測定し、ボールがゴールポストを通過する前にディスプレイに成功の確率を載せることによって、ゲーム中の解説を支援することができる。

【 0 1 0 0 】

[00101] フィールドゴールキックに適用される前述の実施形態は、本開示の方法を例示しているが、任意の運動動作または一連の動作がこの技法に適している。最初、場合によっては検討中の物理現象に対して様々な忠実度のレベルで、1つまたは複数の決定性モデルを構築する。次に、アスリート、運動プロセス、および運動環境のセンサからデータを取得する。最後に、最大エントロピーフィルタリング、非線形回帰、アナログ計算、最尤推定、ニューラルネットワークなどを利用可能なデータと共に使用して、物理モデルをセンサデータとハイブリッド化することによって、過去および将来のパフォーマンスの評価に使用できる条件付き確率分布のファミリーを生成する。

【 0 1 0 1 】

[00102] C P M を使用して、フィールドゴールキックが成功するか否かの確率などの運動統計を、決定性の要因および非決定性の要因の両方により与えられる精度で生成することができる。計算された統計は、競技のビデオストリームを放送している画面上にオーバーレイすることができる。C P M を使用して、単純な得点確率、またはフィールドゴールキック中のボールの完全な可能性が高い軌道を生成し得、これらはグラフィック拡張機能として画面上にオーバーレイすることができる。

【 0 1 0 2 】

[00103] ビデオ機能拡張装置は、C P Mから出力されたデータに基づいて視覚的拡張機能を表示することによって、スポーツイベントのビューを機能拡張し得る。スポーツイベントのデジタルまたはアナログの動画または静止画が、モニタ、テレビ、スマートフォン、またはその他の視覚ディスプレイに表示され得る。一例示的实施形態では、ビデオ機能拡張デバイスは、ユーザの指示または所定の設定に基づいて運動イベントのライブストリームまたはビデオコンテンツを修正し、修正されたストリームを、テレビ、パーソナルコンピュータ（PC）、タブレットコンピュータ、または携帯電話などのコンシューマデバイスに継続的に出力し得る。

【 0 1 0 3 】

[00104] ビデオ機能拡張装置のプロセッサは、フィールドゴールキックなどのスポーツイベントの物理現象を表し得る 1 つまたは複数の決定性モデルを構築するようにプログラムされ得る。ハイブリッド化プロセッサは、最大エントロピーフィルタリング、非線形回帰、アナログ計算、最尤推定、ニューラルネットワークなどを、決定性モデルおよび統計データと共に使用して、過去および将来のパフォーマンスの評価に使用できる確率分布のファミリーを生成し得る。一部の实施形態では、プロセッサは、統計データセットから開始し得、1 つまたは複数の決定性モデルに基づいて値を外挿および内挿することにより、データセットに仮想的な値を追加し得る。その後、ハイブリッド化モデルが構築され得る。ハイブリッド化された C P M を使用して、グラフィック表示に使用される統計を生成することができる。

【 0 1 0 4 】

[00105] 一部の实施形態は、計算された統計をディスプレイの機能拡張以外の目的で提供する。たとえば、ハイブリッド化された C P M に基づいて計算された統計は、プレイヤーデータのデータベースの組み立て、トレーニングプランの策定、予想されるパフォーマンスに基づくプレイヤーの報酬の計算、チームのポジションを争っている個々のプレイヤーのパフォーマンスの比較、プレイヤーの健康状態および将来の怪我の確率の評価などに使用され得る。

【 0 1 0 5 】

[00106] 本開示によるシステムの他の实施形態は、バスケットボールなどのチームスポーツに適用される。図 7 は、2014 年 1 月 22 日の Milwaukee Bucks 対 Detroit Pistons のゲームの結果の表である。これらの記録から、この対戦相手のペアについて、フリースロー成功率（67%）、フィールドゴール成功率（47%）、ファウル率（90 秒に 1 回）などの統計を計算することができる。このタイプの観測を多数の試合に拡張することにより、nba.com などの Web サイトで見つかるようなプレイヤーおよびチームの比較が可能になる。そのような非決定性の比較における暗黙の仮定は、競技上の優位性を生み出す無形の要因がなければ、全てのプレイヤーおよびチームが同等になること、また、これらの要因がそれらのパフォーマンス間の測定された統計的差異に反映されていることである。換言すれば、測定値は、時間で平均された挙動が、位相空間内の系の状態全ての空間で平均された挙動と同じであるエルゴード過程を反映していると推定される。

【 0 1 0 6 】

[00107] 一部の实施形態では、本開示によれば、方法は、94 × 50 フィートのバスケットボールコート面上で 10 人のプレイヤーおよびボールがランダムに動くことから開始するバスケットボールゲームの物理モデルを生成する。10 個のポジションおよびボールのそれぞれの位置は、ゲームの期間中、40 ミリ秒ごとに記録される。最初の 2 秒間のプレイの間のコート平面内のプレイヤーおよびボールの軌跡のスナップショットを図 8 に示す。この实施形態の第 1 の決定性物理モデルは、相互作用するエネルギー粒子から構成される。各プレイヤーの速度および加速度を計算するために、位置が時間で微分される。

【 0 1 0 7 】

[00108] 図 9 を参照すると、最初の 10 秒間のプレイの間の 10 個のコートポジションのそれぞれに対応する速度ベクトルのノルム（速さ）が示されている。ポジション 5 およ

10

20

30

40

50

び9のプレイヤーのものは太線である。これら10人のプレイヤーによって生成される速さにはかなりのばらつきがあり、これは生化学エネルギーから運動エネルギーへの変換にばらつきがあることを意味する。ゲーム中にコート上には10人のプレイヤーしかいないが、合計17人のチームメンバーが交代でコートを出入りする。各プレイヤーの質量および交代スケジュールを組み込む場合、物理モデルは、ニュートンの法則を使用して、ゲーム中の各プレイヤーの動きを生じさせる瞬間的な力(=質量*加速度)と、彼の運動エネルギー(=0.5*質量*速さ²)とを評価するように拡張される。

【0108】

[00109] ここで図10および図11を参照すると、コート上の各プレイヤーポジションの加速度および運動エネルギーの分布がそれぞれ示されている。速さと同様に、この25秒間のスナップショットの間に、これらの分布にはかなりのばらつきがある。競技全体での各プレイヤーポジションに関連する加速度および運動エネルギーを比較すると、ポジション5のプレイヤーは最大の運動エネルギー(平均を27%上回る)と、最大の平均加速度(平均を11%上回る)との両方を示す。例示的なハイブリッドの条件付き確率モデルは、特定のプレイヤーポジションでエネルギーが変換される効率と、図7に示すゲームの各統計的尺度との相関を調べる。図7で報告された統計的パフォーマンスを推進する決定性要素が存在する場合、その結果の確率分布関数は、情報理論の原理によって確立されたように狭くなり、これはまた、たとえば、E. T. Jaynes、Information Theory and Statistical Mechanics、The Physical Review、Vol. 106、No. 4、620~630頁、1957年5月15日、ならびに、G. J. EricksonおよびC. R. Smith (eds.)、Maximum Entropy and Bayesian Methods in Science and Engineering (Vol. 1)、(Kluwer Academic Publishers) (1988年)に詳述されており、それらの全体が引用により本明細書に組み込まれている。

【0109】

[00110] 換言すれば、ハイブリッド化されたCPMの確率分布がプロセスを記述する信頼区間は、決定性の制約が追加されているために狭くなる。さらに、これらの制約によって、観測データまたは統計データがまばらであるか利用不可能である場合に、内挿および外挿を可能にする連続的に変化する要素が導入される。

【0110】

[00111] CPMにおける決定性の制約の重要性を、図12を参照して説明する。例示的な運動プロセスが測定され、センサから得られた値によれば、5単位の平均値と、1単位の標準偏差(1210)とを有する。情報理論に基づく最小バイアスの確率密度は、次式のガウス分布である：

【0111】

【数21】

$$pdf(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-(x-5)^2}$$

【0112】

[00112] センサの期待値は、積の積分： $x * pdf(x) = 5$ であり、分散は1である。ここで、物理学から、 x がある値 c より大きい値しか有することができないという決定性の制約を導入した場合、図12の分布 $Y(1220)$ は打ち切られているので、期待値および分散は変化する。 Y の期待値は、打ち切りなしの場合とは大きく異なる：

【 0 1 1 3 】

【 数 2 2 】

$$\frac{e^{-(c-5)^2/2}}{\sqrt{2\pi}} + \frac{1}{2}(c+5+(c-5)\text{Erf}\left(\frac{c-5}{\sqrt{2\pi}}\right))$$

10

【 0 1 1 4 】

[00113] 分散も、cによって大きく変化する：

【 0 1 1 5 】

【 数 2 3 】

$$\frac{1}{4}\left(27+(c-10)c-2e^{-(c-5)^2}/\pi+\text{Erf}\left(c-5/\sqrt{2}\right)\left(-2-2(c-5)e^{\frac{1}{2}(c-5)^2}\sqrt{\frac{2}{\pi}}-(c-5)^2\text{Erf}\left((c-5)/\sqrt{2}\right)\right)\right)$$

20

【 0 1 1 6 】

[00114] 決定性の打ち切り値 c が p d f (x) の 3 (平均から 2 標準偏差) を十分に下回る場合、平均 5 および分散 1 は保持される。図 1 2 を参照すると、期待値 (1 2 2 0) および分散 (1 2 3 0) がシフトしており、打ち切り値 c が 3 を超えて増加すると、期待値が上昇し、分散が低下する。

【 0 1 1 7 】

[00115] この実施形態の一実装は、アスリートに添付される加速度計およびマイクロプロセッサを有する無線送受信機を配備する。アルゴリズムは、彼らの位置、瞬間的な力および平均的な力、加速度、および速さ（または運動エネルギー）をデータストリームから計算する。あるいは、マシンビジョン技法を使用して運動環境のビデオストリームをリアルタイムに分析して、アスリートの軌跡、速度、および加速度を計算し得る。そして、H A を使用して、これらのメトリックをプレイヤー間で比較および内挿し、フィードバックの出力をトリガーする。たとえば、ウェアラブルデバイスの振動を通じてプレイヤーに触覚フィードバックを提供することによって、ハイブリッドアルゴリズムの C P M を活用して特定されるパフォーマンス目標に基づいて、プレイヤーに「より速く動く」または「よりゆっくり動く」ように指示し得る。このフィードバックは、H A に基づいて自動的にアスリートに送られるか、またはコーチもしくはトレーナーの人間による判断でフィルタされ得る。

30

【 0 1 1 8 】

[00116] この実施形態の他の実装は、加速度計、ジャイロ스코プ、および送信機を含むウェアラブルセンサを使用して、軌跡情報をリモートコンピュータに送信し得る。同様のセンサがバスケットボール内に配置され得る。これらの値を C P M と共に使用して、プレイヤーのパフォーマンスを事前に選択された目標と比較し、ゲーム中に触覚または聴覚フィードバックを提供し得る。このフィードバックはまた、上述のように、観客が見ているビデオストリームにオーバーレイされ得る。

40

【 0 1 1 9 】

[00117] 本開示による他の実施形態は、各ポジションのプレイヤーが力を運動エネルギーに変換する効率、換言すれば、加速度に対する速さの 2 乗の比率を使用する決定性モデルを組み込む。B u c k s 対 P i s t o n s のゲームでは、図 1 3 にプロットした各ポジ

50

ションの平均効率は、ポジション間で45%の変動性を示しており、ポジション5は平均から1標準偏差を超えている。平均効率は各ポジションの交代率と40%の逆相関であり、より頻繁な交代が効率を低下させることを示唆している。CPMは、たとえば、交代率および効率を、出力が各プレイヤーポジションのポゼッション、リバウンド、および他の結果の確率を含むニューラルネットワークにおけるシナプスの重みとして組み込み得る。

【0120】

[00118] さらに他の実施形態は、個々のプレイヤーのレベルでのエネルギーフローの決定性モデルを作成し得る。図14は、17人のプレイヤーのそれぞれの効率を示しており、これらは82%異なる。CPMは、たとえば、図14に示す各々が力を運動エネルギーに変換する大きく変動する効率と、平均的な力とを、関係する結果の最尤推定値を構築する事前確率分布のパラメータとして使用し得る。

10

【0121】

[00119] この方法の一実施形態は、ゲーム全体のプレイヤー間の距離間隔の分布を制御するプレイヤー間の相互作用の決定性モデルを構築する。プレイヤーの分布がランダムな場合、距離間隔の確率分布は図15に示すようになる。たとえば、プレイヤー5と他の9人のプレイヤーとの間の実際の距離間隔の代表的な計算では、図16に示す確率分布が生成される。物理モデルおよび統計モデルをハイブリッド化する一手法は、この形状の違いを考慮したメカニズムを導入することである。ペアワイズ相互作用ポテンシャルはそのような手法の1つであり、図15と図16とを比較すると、引力ポテンシャルによって分布が狭くなり、観測された距離がより近接して特徴付けられ得ることが示唆されている。さらなる洗練によって、コート上で敵から味方が分離され得る。図17を参照すると、この仮説は、プレイヤー1と彼の4人のチームメイトとの間の距離分布を、彼と5人の敵との間の距離分布と比較することによって裏付けられる。そのため、ペアワイズポテンシャルを洗練すると、味方のプレイヤー間では近距離において反発的になり、敵のプレイヤー間では引力的になる。これらのペアワイズポテンシャルは、属性（プレイヤーポジション、身長、年齢、速さ、心拍数、コート上の時間、運動エネルギーなど）によって特徴付けられるサブグループ内で相互作用ポテンシャルのパラメータおよび形を反復的にハイブリッド化することによって、逐次的に細かい粒度でさらに調整することができる。3人以上のアスリート間に関するポテンシャル場、またはプレイヤーの近くのボールの有無を組み込んだポテンシャル場を考慮することも実現可能である。いずれの場合も、物理モデルは観測統計値とハイブリッド化され、その記述および予測の忠実度は、数学的最適化の分野の熟練者にはなじみのある非線形回帰、ニューラルネットワーク、最大エントロピーフィルタリングなどを使用して最適化される。

20

30

【0122】

[00120] この実施形態の一実装は、プレイヤーの各ペアのペアワイズポテンシャルをオンザフライで決定性モデルとしてモデル化し、CPMを使用して、ゲームに勝つ可能性を最大化するには他のプレイヤーとの親和力（affinity）を高めるべきか低めるべきかについて、プレイヤーに指示を提供し得る。この指示は、上記のように、プレイヤーに様々な手段で伝えられ得る。これは、たとえば、Spectorらの米国特許出願公開第2017/0070797号で開示されているように、手信号もしくは色付きライトを使用して可視的に、ラウドスピーカーもしくはイヤホンを通じて聴覚的に、ウェアラブルデバイスを介した触覚フィードバックによって、または無線マウスガードおよび骨伝導を使用して可聴的に提供され得る。

40

【0123】

[00121] 指示または他のタイプの情報を、通信デバイスによってプレイヤーに伝えることができる。そのような通信デバイスには、上述のように、ライト、ラウドスピーカー、イヤホン、ウェアラブルデバイス、マウスガードなどが含まれる。通信デバイスのさらなる例は、視覚情報を表示するか、または電気機械アクチュエータを使用して着用者に刺激を与えるように構成される半導体デバイスである。通信デバイスはまた、ヘルメット、パッド、時計、指輪、眼鏡、ゴーグル、ヘッドバンドなどの運動用具または着用物（appare

50

1) に組み込むことができる。

【0124】

[00122] 他の実施形態は、ゲームにおける運動エネルギーの時間的な流れの決定性物理モデルから構築される。プレイヤーにより生成される運動エネルギーは非周期的であると初めは予想するかもしれないが、図18aの10人のプレイヤー全員により放出される総運動エネルギーのパワースペクトルの計算は、3.1 Hz 付近に共振を有する。図18bを参照すると、ポジション5のプレイヤーのパワーは3.2 Hz に共振を有し、これはゲームを通じた10人のプレイヤー全員の運動エネルギーの共振に近いが、ポジション6のプレイヤーは、図18cで運動エネルギー生成における強い共振を6.6 Hz に示しており、換言すれば、彼は残りのプレイヤーの約2倍の周波数のリズムに組み込まれている。そのため、本開示によるハイブリッドな方法は、運動エネルギー解放によるビート周波数および高調波を導入し、アスリートまたはアスリートのグループごとにパラメータを洗練し、得点率、パス成功率、ファウル率などの結果との相関を評価し得る。

10

【0125】

[00123] この実施形態の一実装は、音楽、打楽器、またはその他の周期的刺激を使用した、可聴範囲に適切にシフトされた音声放送によりこれらの共振周波数を提示して、ゲームのフェーズおよびリズムを知らせ得る。さらに、個々のプレイヤーのビート周波数は、観客が見るビデオストリーム内の彼らの画像または近似アイコンの周期変化によって表示され得る。

【0126】

20

[00124] 本開示の一実施形態は、コート上のボールの動きを物理モデルの1つの構成要素として明示的に考慮する。図19を参照するとわかるように、ゲームを通じたボールの発見確率はコート面全体で一様ではない。これらの観測結果は、コートとボールとの間にポテンシャル相互作用を有する物理モデルに取り込まれ、ポテンシャルは、ボールがより多くの時間を費やす領域で最も引力的となる。本開示によれば、ゲーム全体でのボールの動きを特徴付けるポテンシャル場の初期モデルを使用して、好みの位置に焦点を当てることによって、チームの戦術および戦略を導くことができる。一般的なポテンシャル場を、以前の測定値と系統的にハイブリッド化し、競技の戦術的および戦略的な結果と相関をとって、将来の結果の評価および予測を提供し得る。

【0127】

30

[00125] この実施形態の一実装は、図19に示すようなポテンシャルを音響信号にマッピングし、たとえば、より低い周波数のトーンは、より低いポテンシャル(より高い局在確率)の領域に対応する。また、視覚的な色、音声振幅変調、打楽器の周波数などへのマッピングも行われ得る。これらの実装は、スポーツ会場での音声放送もしくは照明制御、または放送の視聴覚ストリームと混ぜられた信号を駆動して、ゲームの流れへの関与(engagement)および理解を高める。

【0128】

[00126] 本開示の他の実施形態は、コート上の各プレイヤーとボールとの間のポテンシャル相互作用を評価することを伴い得る。図20を参照すると、ボールと各プレイヤーとの間の距離の要因は2つあり、全てのプレイヤーは、ボールが約10~30フィート離れている確率において広い極大値を有し、ボールが2フィート離れている確率密度において鋭いピークを有し、これはボールの保持または保持争いに対応する。ハイブリッドモデルは、各プレイヤーとボールとの間の相互作用のペアワイズポテンシャルを構築することにより、これらの保持の差を考慮し得る。図21はプレイヤーポジション間のこの差を示しており、ここではボールが各々から3フィート未満にある時間を示しており、これは、プレイヤーポジション間で2倍以上の差があること、およびBucks(ポジション1~5)が、このメトリックではPistons(ポジション6~10)よりも32%多く保持していることを示している。ボールとの相互作用ポテンシャルは、プレイの統計的観測値を使用して、個々のポジション、プレイヤー、またはチームについて反復的に洗練され得る。これにより、プレイヤーとボールとの間の相互作用ポテンシャルのモデルのこのハイ

40

50

ブリッド化は、過去のパフォーマンスの評価と、将来のパフォーマンスの予測との両方に役立つことができる。

【0129】

[00127] より複雑な物理モデルは、プレイヤーとボールとの間のペアワイズポテンシャルと、コート上の特定の位置でのボールの発見確率を制約するグローバルポテンシャルとを組み合わせ得る。この2つのハイブリッドモデルのブレンドにより、本方法のさらに他の実施形態が生み出され、以前と同様に、ポテンシャルの物理的形狀が反復的に洗練され、相関がとられて、得点率、怪我の確率などの結果の条件付き確率が推定され得る。

【0130】

[00128] これらの実施形態のそれぞれの実装は、視聴覚記録機器などのセンサ、物理的
属性（たとえば、加速度、力積、速度、照度）、生理学的属性（たとえば、心拍数、血液
酸素化、呼吸数、皮膚電気伝導率）、または環境属性（たとえば、温度、湿度、風ベクトル、気圧）を特徴付けるデバイスからのデータを決定性要素と組み合わせて、プレイヤー
またはプレイヤーのグループをランク付けまたはレーティングするシステムである。これ
らのレーティングはその後、プロプレイヤーの報酬の交渉、賭けのオッズの提案、特定の
怪我の予測および防止、フィールドポジションの候補者からの選択、ならびにトレーニング
方法の洗練に使用され得る。換言すれば、ハイブリッドな方法は、不完全な、ノイズを
含む、またはまばらな観測値に基づいた、運動パフォーマンスの内挿および原理に基づく
推定を可能にし得る。

10

【0131】

[00129] 本開示による装置の好ましい一実施形態は、マイクロプロセッサ、特定用途向
け集積回路（ASIC）、またはフィールドプログラマブルゲートアレイを、CPMと、1つ
または複数のセンサからの非決定性データを取り込むための手段とを有するように構成す
る。この装置は、運動パフォーマンスの評価および実行を同時進行で行い、CPMの出力
を伝えて、トレーニングおよび競技を促進する。たとえば、着用者またはエリートアスリ
ートによる以前の測定値と、決定性の代謝モデルとに基づくCPMを有するように構成さ
れるヘルメット搭載プロセッサを使用して、脈拍および呼吸に関する生体計測データが分
析され得る。この装置内の事前に構成されたCPMに基づいて運動を最適化するためのフ
ィードバックは、他のアスリート、チーム、またはスポーツから取得され得、たとえば、
プロのアスリートによって開発されたCPMに基づいてアマチュアに提供され得る。

20

30

【0132】

[00130] また、これらの方法およびシステムは、統計的な方法よりも優れた将来のパフ
ォーマンスの予測をサポートし得る。決定性要素によって課せられる基本的な制約、たと
えば、エネルギーおよび運動量の保存、流体力学的抵抗力などは、以前の統計的推論のみに
基づくことによって、モデルに明示的に組み込まれなくてもよい。これらの要素は確率
分布を制約するので、エルゴード的な手法だけよりも分散が小さい予測になる。

【0133】

[00131] 上記の例は、決定性要素と確率的要素とを組み合わせる運動パフォーマンスを
評価、比較、および予測するハイブリッドモデルの反復的な洗練を示している。明確にす
るために、単純な物理学に重点を置くことを選択しているが、心拍数、呼吸数、酸素消費
量、血液酸素化などの生理学的センサデータを使用した類似のハイブリッド化は、本開示
のさらなる実施形態である。追加の実施形態は、遠隔測定、高解像度のビデオ録画、内圧
、ひずみ、または応力センサなどを使用して、本開示に従って条件付き確率モデルをハイ
ブリッド化し得る。

40

【0134】

[00132] 非限定的な例が陸上競技、水泳、テニス、ゴルフ、フィギュアスケート、ボウ
リング、および体操である個人の運動パフォーマンスに適用される実施形態は、プロセス
の決定性の方程式を、以前の測定値に基づく統計モデルと組み合わせることによって生成
される。また、非限定的な例がフットボール、サッカー、アイスホッケー、フィールドホ
ッケー、バスケットボール、および野球であるグループ間の競争競技を特徴付けおよび予

50

測するために、C P Mのハイブリッド化は適用され得、同様に本開示による方法の実施形態である。

【 0 1 3 5 】

[00133] いくつかの例示的实施形態を、現在最も実用的で好ましい実施形態であると考えられるものに関連して説明してきたが、本発明は開示した実施形態に限定されるものではなく、特許請求の範囲の趣旨および範疇に含まれる様々な修正および同等の構成をカバーすることを意図していることを理解されたい。特許請求の範囲で定義した本発明の新規な態様から逸脱することなく、修正および変形が行われ得る。添付の特許請求の範囲は、広く、本明細書の発明の趣旨および範囲と整合するように解釈されるべきである。

10

20

30

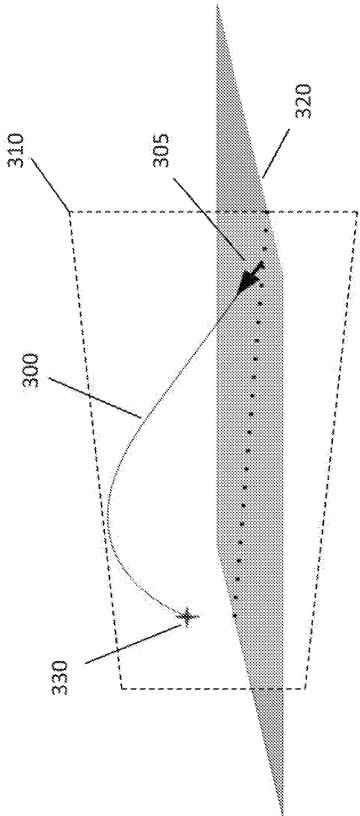
40

50

【図面】
【図 1】

ゲーム			ラッシング										レシービング												
No.	プレイヤー	年齢	Pos	GS	Att	Yds	TD	Lng	Y/A	Y/G	A/G	Tgt	Rec	Yds	Y/R	TD	Lng	R/G	Y/G	Ctchs	Ycm	RTD	Fmb		
23	Devontae Booker	23	rb	16	6	174	4	18	3.5	38.3	11	45	31	265	8.5	1	43	1.9	16.6	63.90%	877	5	4		
22	C.J. Anderson	25	rb	7	7	110	437	4	28	4	62.4	16	24	16	128	8	1	25	2.3	38.3	66.70%	505	5	0	
20	Justin Forsett	31	rb	4	3	43	155	1	64	3.6	38.6	11	10	7	34	4.9	0	11	1.8	8.5	70.00%	189	1	2	
35	Rapri Bibbs	23		12	0	29	129	0	24	4.4	10.8	2.4	4	2	75	38	1	69	0.2	6.3	50.00%	204	1	0	
13	Trevor Siemian	25	QB	14	16	28	57	0	14	2	4.1	2									57	0	4		
12	Paxton Lynch	22	qb	3	2	11	25	0	10	2.3	8.3	3.7									25	0	2		
40	Juan Thompson	24	fb	8	1	8	26	1	14	3.3	3.3	1	1	0	0	0	0	0	0	0.00%	26	1	0		
32	Andy Jaroeth	23	fb	11	5	4	33	1	28	8.3	3	0.4	7	5	44	8.8	0	13	0.5	4	71.40%	77	1	0	
10	Emmanuel Sanders*	29	WR	16	16	1	4	0	4	0.3	0.1	137	79	1032	13	5	64	4.9	64.5	57.70%	1016	5	1		
11	Jordan Norwood	30	wr	14	6	1	0	0	0	0	0	0	0.1	35	23	232	11	1	36	1.5	16.6	60.00%	232	1	5
3	Brandon McKaus	25	K	16	0	1	6	0	6	0.4	0.1										6	0	0		
88	Demaryius Thomas*	29	WR	16	16	0	0	0	0	0	0	0	144	90	1083	12	5	55	5.6	67.7	62.50%	1083	5	2	
85	Virgil Green	28	TE	12	11	0	0	0	0	0	0	0	0	37	22	237	11	1	31	1.8	19.8	59.50%	237	1	0
83	A.J. Derby	25	te	6	3	0	0	0	0	0	0	0	0	20	16	160	10	0	17	2.7	26.7	80.00%	160	0	1
87	Jordan Taylor	24	te	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	16	209	13	2	35	1	13.1	64.00%	209	2	1
16	Bamini Fowler	25		13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	11	145	13	2	76	0.8	11.2	45.80%	145	2	0
82	Jeff Heuerman	24	te	12	2	0	0	0	0	0	0	0	0	17	9	141	16	0	31	0.8	11.8	52.90%	141	0	0
14	Cody Latimer	24	wr	12	1	0	0	0	0	0	0	0	0	15	8	76	9.5	0	16	0.7	6.3	53.30%	76	0	0
86	John Phillips	23	te	8	3	0	0	0	0	0	0	0	0	8	5	40	8	1	16	0.6	5	62.50%	40	1	0
84	Henry Kruger-Cobbie	24		2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	13	13	0	13	0.5	6.5	100.00%	13	0	0	
チーム合計		26	16	410	3484	11	64	3.6	92.8	26	596	339	3934	12	20	76	21	245			5398	31	24		
対戦相手合計			16		482	2085	15	4.3	130	30		306	2972	9.7	13	19	186				5027	28	23		

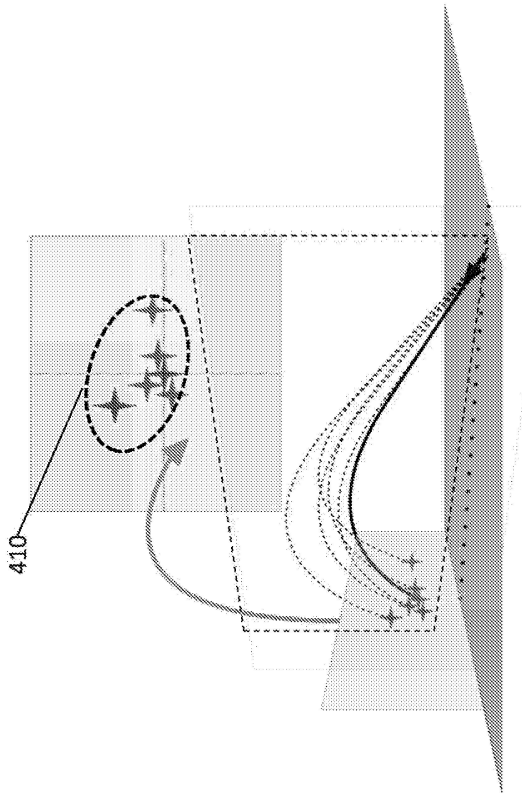
【図 3】



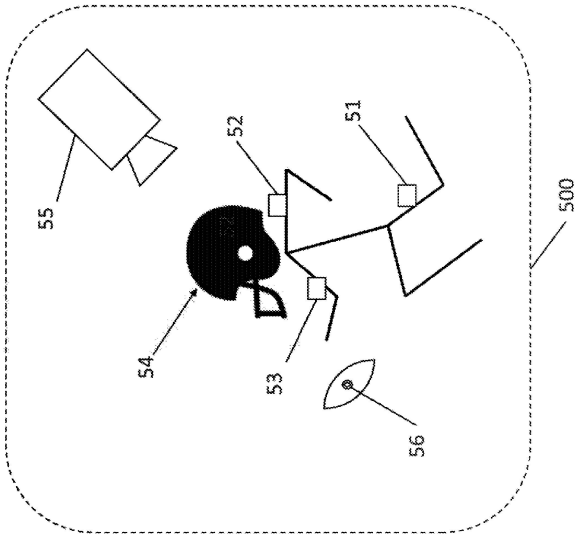
【図 2】

統計記録		
http://www.atpworldtour.com/en/players/roger-federer/324/player-stats		
Roger Federer		
キャリア		キャリア
全ての面		芝
サーブ記録		サーブ記録
エース	10,099	エース
ダブルフォルト	2,485	ダブルフォルト
ファーストサーブ	62%	ファーストサーブ
ファーストサーブの獲得率	77%	ファーストサーブの獲得率
セカンドサーブの獲得率	59%	セカンドサーブの獲得率
ブレークポイントの獲得率	5.807	ブレークポイントの獲得率
ブレークポイントの獲得回数	705	ブレークポイントの獲得回数
ブレークポイントの獲得率	67%	ブレークポイントの獲得率
サーブゲームの獲得率	16,270	サーブゲームの獲得率
サーブゲームの獲得率	89%	サーブゲームの獲得率
総サーブポイントの獲得率	69%	総サーブポイントの獲得率
リターン記録		リターン記録
ファーストサーブの獲得率	33%	ファーストサーブの獲得率
ファーストサーブの獲得率	51%	ファーストサーブの獲得率
ブレークポイントの獲得率	10,659	ブレークポイントの獲得率
ブレークポイントの獲得率	41%	ブレークポイントの獲得率
リターンゲームの獲得率	16,337	リターンゲームの獲得率
リターンゲームの獲得率	27%	リターンゲームの獲得率
リターンポイントの獲得率	49%	リターンポイントの獲得率
総ポイントの獲得率	54%	総ポイントの獲得率

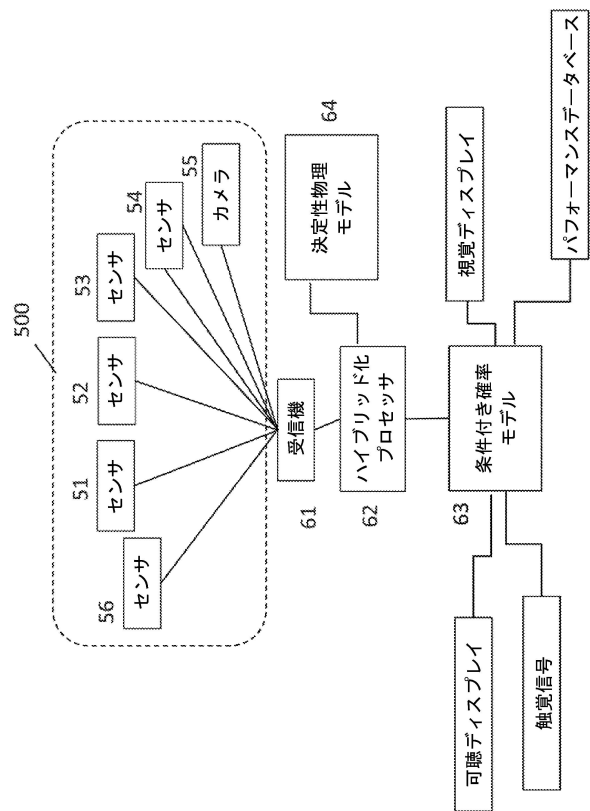
【図 4】



【図 5】



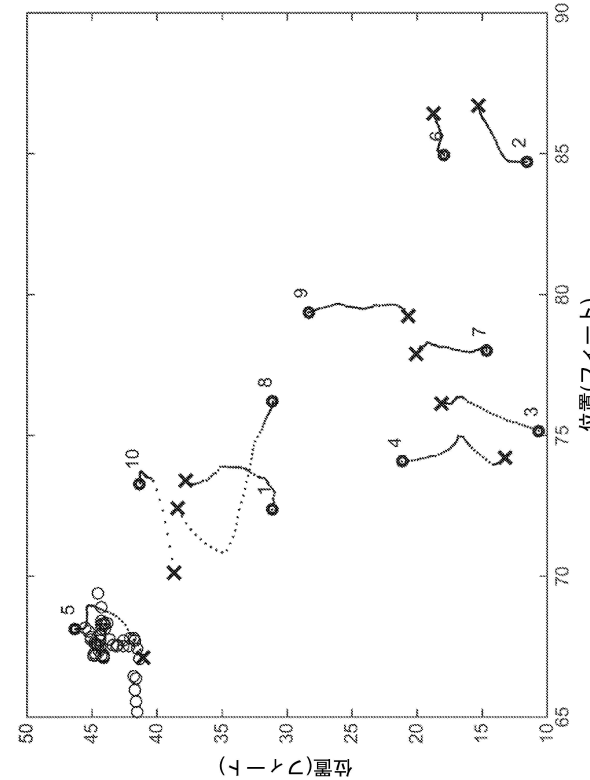
【図 6】



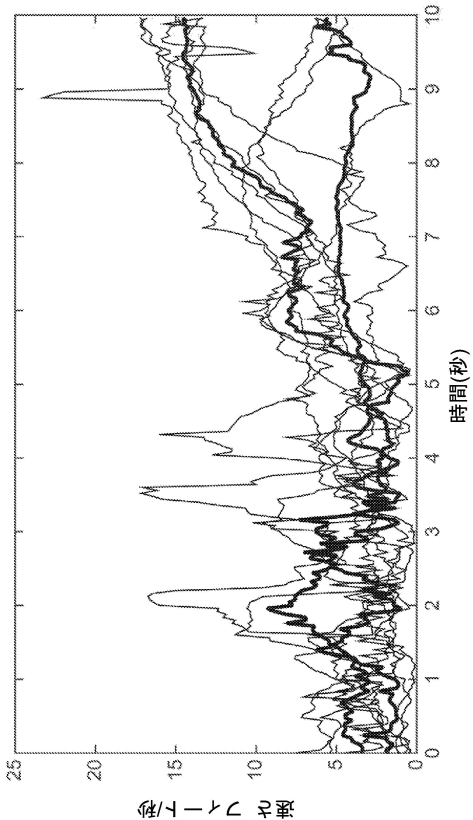
【図 7】

フリースロー成功数	28
フリースロー失敗数	14
フィールドゴール成功数	62
フィールドゴール失敗数	69
オフエンスリバウンド	15
ディフェンスリバウンド	48
ターンオーバー	27
ファウル	30
ドリブル	1620
パス	393
ポゼッション	565
ブロックショット	9
アシスト	40

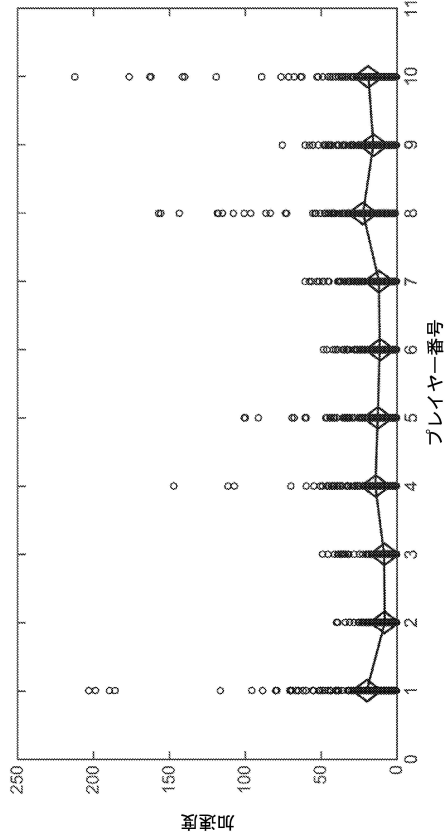
【図 8】



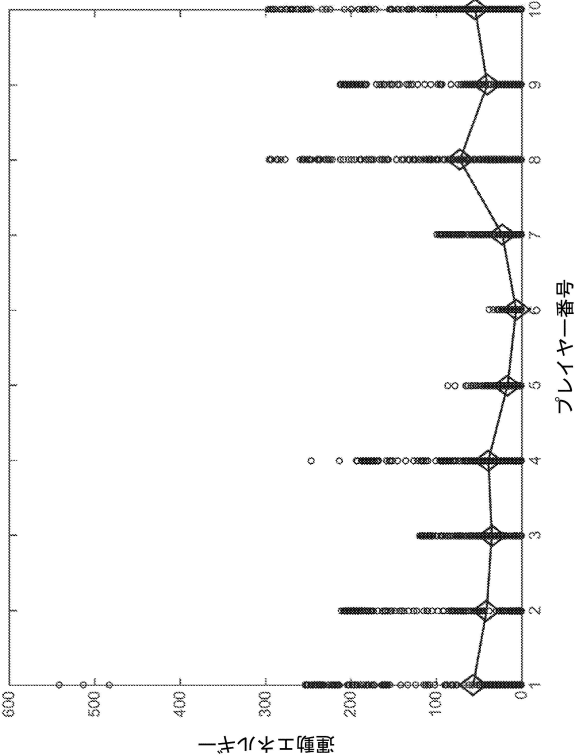
【図 9】



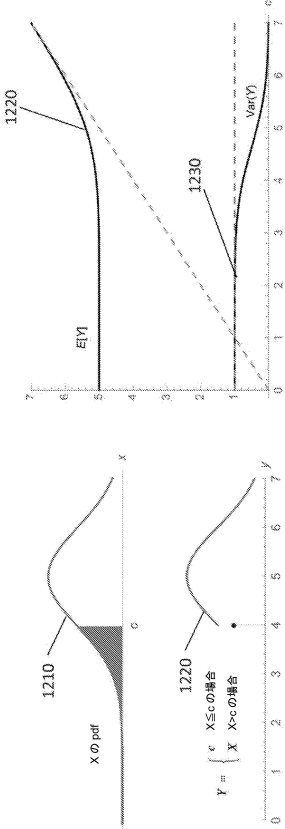
【図 10】



【図 11】



【図 12】



10

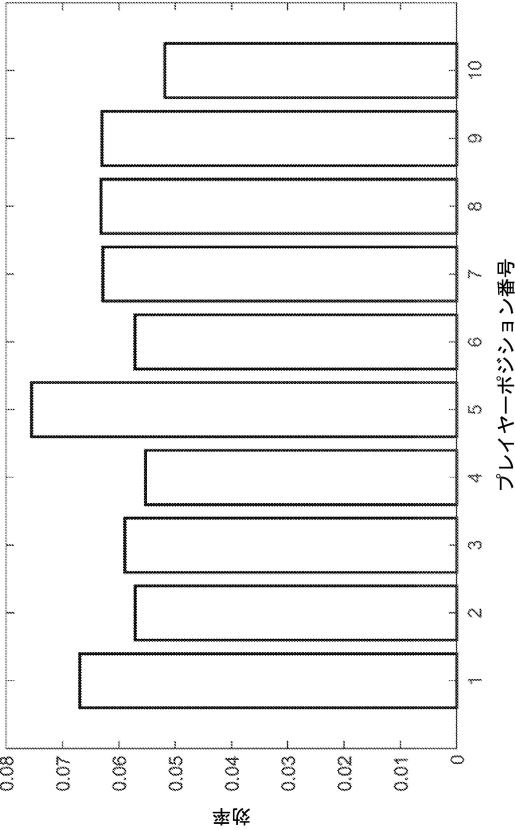
20

30

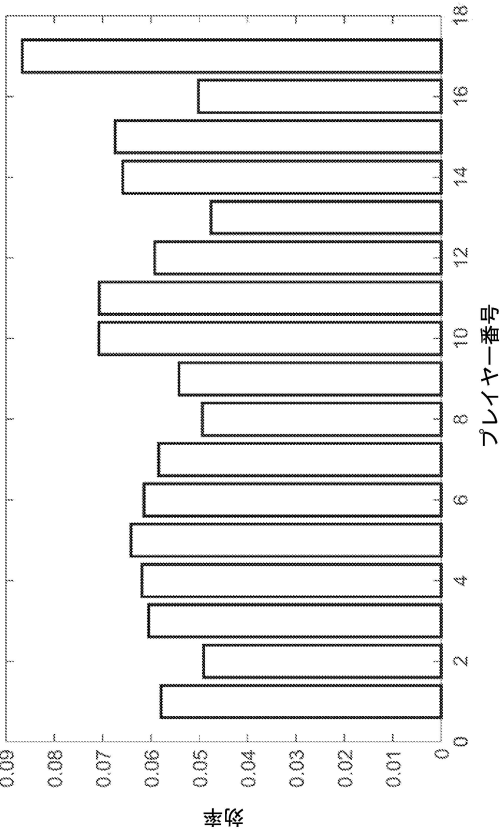
40

50

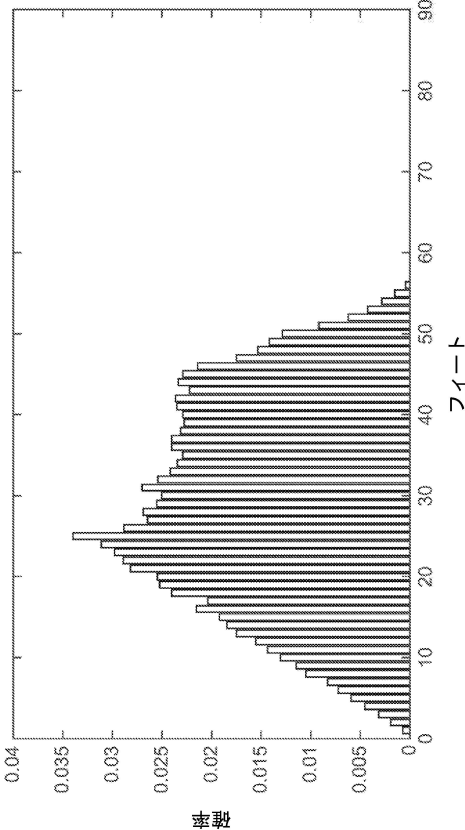
【図 1 3】



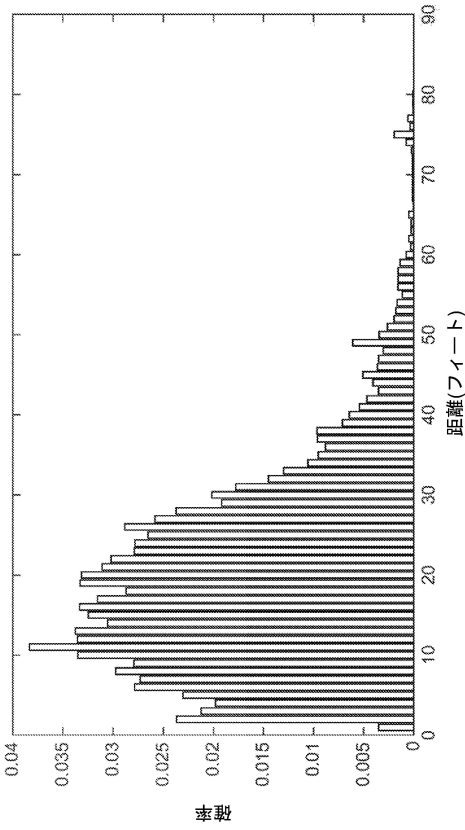
【図 1 4】



【図 1 5】



【図 1 6】



10

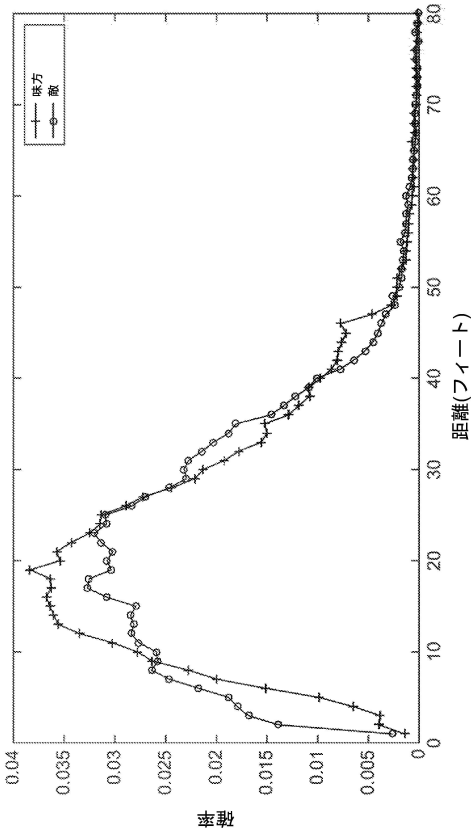
20

30

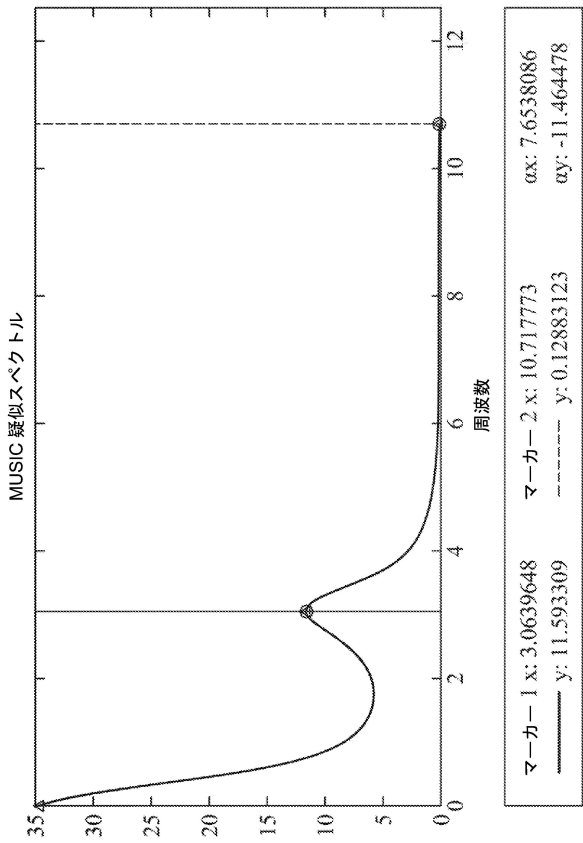
40

50

【図 17】



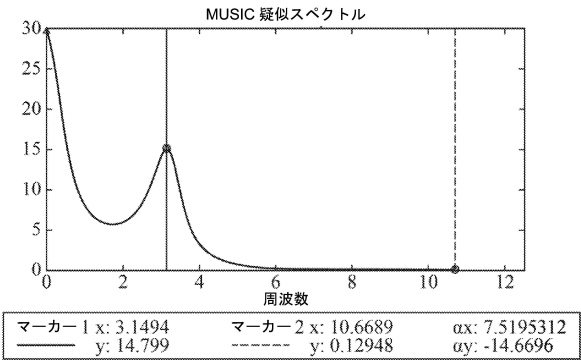
【図 18 a】



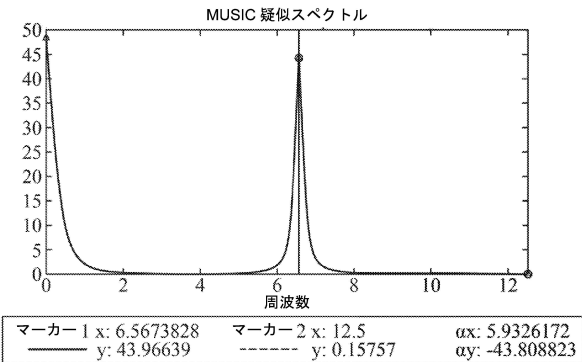
10

20

【図 18 b】



【図 18 c】

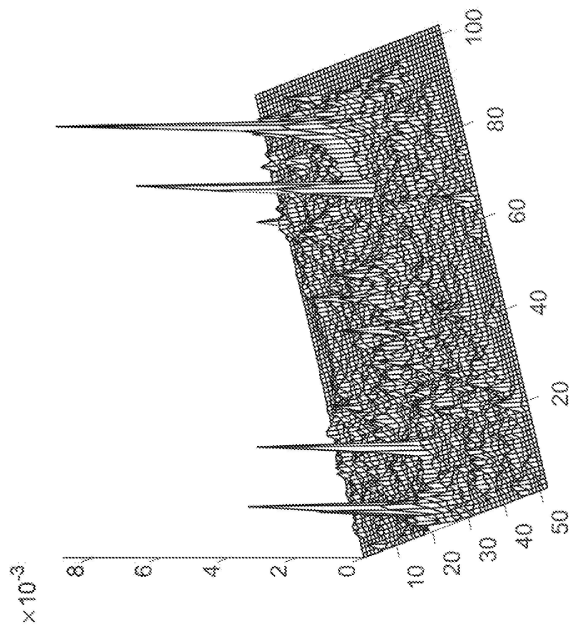


30

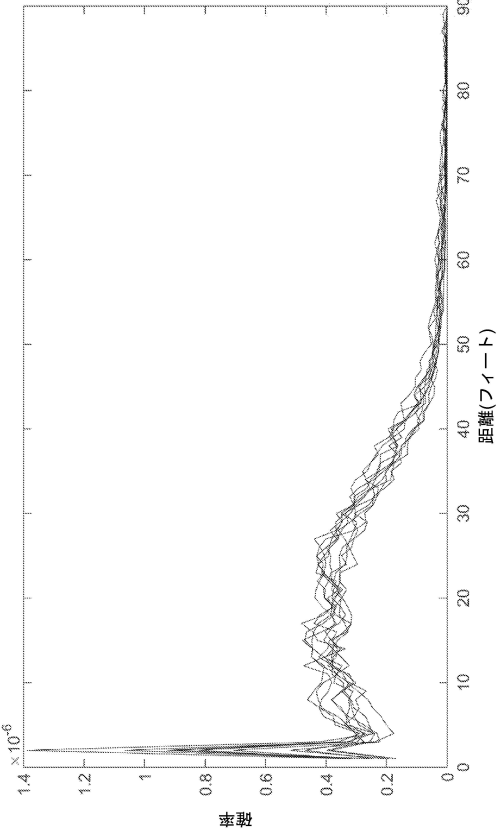
40

50

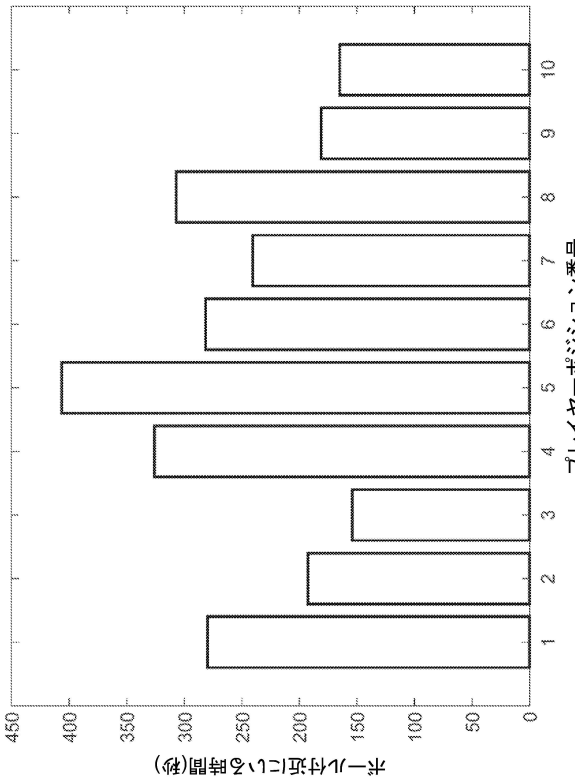
【図 19】



【図 20】



【図 21】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

- (72)発明者 ハーランド, ピーター ディー .
 アメリカ合衆国, マサチューセッツ州 2 4 0 7 8 , ベルモント, ペイソン ロード 4 7 , ナンバ
 ー 1
- (72)発明者 サンシヴェリ, ショーン シー .
 アメリカ合衆国, ワシントン, ディストリクト オブ コロンビア 2 0 0 3 6 , 2 0 ティーエイチ
 ストリート エヌダブリュ 1 1 3 3
- (72)発明者 ファルコーネ, アンソニー ジェイ .
 アメリカ合衆国, ニューハンプシャー州 0 3 0 4 9 , ホリス, ファーリー ロード 1 7 1
- 審査官 石原 豊
- (56)参考文献 米国特許出願公開第 2 0 0 8 / 0 3 1 2 0 1 0 (U S , A 1)
 米国特許出願公開第 2 0 1 7 / 0 1 9 3 1 4 0 (U S , A 1)
 特表 2 0 1 6 - 5 2 8 9 4 3 (J P , A)
 特開 2 0 1 6 - 2 0 8 5 1 6 (J P , A)
 特表 2 0 0 5 - 5 3 1 7 9 8 (J P , A)
- (58)調査した分野 (Int.Cl., D B 名)
 A 6 3 B 6 9 / 0 0 - 7 1 / 1 6