

令和 6 年 5 月 29 日現在

機関番号：12601

研究種目：基盤研究(B)（一般）

研究期間：2021～2023

課題番号：21H03479

研究課題名（和文）行動予測ニューラルネットワークを利用した人の自然な動作の評価と活用

研究課題名（英文）Evaluation of Natural Human Behavior Using a Motion Prediction Neural Network and its Application

研究代表者

牧野 泰才 (Makino, Yasutoshi)

東京大学・大学院新領域創成科学研究科・准教授

研究者番号：00518714

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 13,200,000円

研究成果の概要（和文）：本研究は、人の骨格情報を利用して少し先の動作を予測できるという技術の活用を目的としたものです。本研究期間における重要な成果の1つは、人の歩行予測において重要となる身体部位を同定したことです。胸部と両かかとの3点のみの3次元情報があれば、全身情報を利用したときと同程度の精度の予測が可能であることを明らかにしました。また、この情報を人に提示した場合、人も同様に十分な予測が行えることを確認しました。他にも、予測ができる動作とできない動作を調べ、また予測誤差が大きくなるタイミングを評価しました。これら成果を活用し、予測情報を利用し人を前方から追従できるロボットを実現しました。

研究成果の学術的意義や社会的意義

人の骨格を利用した予測では、それが可能であることは分かっていたものの、どのような情報が重要か、どのような動作なら予測できるかといった部分は明確になっていませんでした。本研究では歩行について重要なのは高々3点の位置情報であることを明らかにしました。この結果より、歩行予測時に利用可能なセンサの幅が広がります。また、人の集団歩行の解析で利用される上部からの映像でこの3点を検出するのは容易なため、対向者の動作予測を反映した解析なども可能になると期待しています。それ以外にも、予測の誤差が最大となる瞬間とその理由の解明、シンプルな予測モデルとの比較などを通じ、動作予測の適用範囲を示すことが出来ました。

研究成果の概要（英文）：The goal of this research was to take advantage of technology that could predict a person's movements in advance using skeletal information. One of the most important achievements during this research period was the identification of the body parts that are important in predicting a person's gait. We found that 3D information from just three points: the chest and both ankles, can be used to make predictions with the same level of accuracy as whole-body information. We also confirmed that when this information is presented to a person, they can make predictions in a similar way. We also investigated which movements can be predicted and which cannot, and evaluated the time at which the prediction error becomes large. Based on these results, we realized a robot that can follow a person from the front by using the prediction information.

研究分野：ヒューマンマシンインタラクション

キーワード：行動予測 追従ロボット 歩行

様式 C-19、F-19-1 (共通)

1. 研究開始当初の背景

本研究を開始した当初は、人の骨格情報を利用して少し先の未来の動作を予測できるということが示され、そのリアルタイム応用がいくつか提案されてきたところでした。ただし、文脈に依存せずに人の直近の骨格情報のみを利用した場合には 0.3~0.5 秒程度先の予測が可能であるということが分かっている状態であり、このような「比較的短い予測時間の情報」をどのように活用するかというのが一つのチャレンジでした。例えば我々の研究室では当時転倒の予測と応用を検討していましたが、しかし転倒動作では予備動作が生じないため、実際に足が踏いてからでなければ予測が出来ず、またその予測情報を人に提示しても反応時間の制約からサポートには間に合わないことなどが確認されたところでした。

2. 研究の目的

本研究では研究期間を通して、主に以下の3つの点について研究することを目的としました。なお、研究を進めていく過程で明らかになったことなどをもとに、当初予定していた目標からは少し修正されています。

1 つめは、課題名にもあるように「予測できるということが動作の自然さに関係しているのでは」という観点で問題を捉え直し、その活用として特に、人の動作の自然さを模してロボットの動作を生成し、人とロボットの共存しやすい情報環境の構築を目指しました。つまり、ロボットが人にとって予測しやすい挙動をすれば、より安全に同じ空間で活用できるのではないかと考えました。この目的を達成するために、「動作を予測するのに必要十分な特徴を持った装飾的身体をロボットに搭載し人がそれを見て予測できるようにする」ことを目的とし、人の歩行予測に重要となる必要十分な少ない数の特徴点を同定することを目的としました。

2 つめとして、短い予測時間であっても機械であれば十分な余裕を持って反応できることを利用し、人に追従するロボットに予測機能を搭載し、それを活用することで前方から追従するロボットの実現を目指しました。これまでに後方からの追従を実現していましたが、それを前方へと拡張した形です。人の前方にロボットがある場合、人が少し進行方向を転回しただけでも、ロボットは大きく旋回する必要が生じます。そのため、人の歩行動作の先読みが重要になります。このような予測結果を活用できる状況を設定し、その有効性を示すことを目指しました。

3 つめとして、動作予測の活用を考えるにあたり、そもそも予測できるとはどういうことか、どのような状況であれば予測でき、どのような動作は予測できないのか？予測が出来たとして実際の動作との誤差はどのようなタイミングで生じるのか？それはどの程度の大きさになるのか？そのような誤差は適切なデータの拡張で向上できるのか、をいくつかの観点で評価しました。つまり、動作予測という技術の適用可能範囲を明確にすることを目指しました。

3. 研究の方法

1) 歩行予測に必要な十分な骨格情報の同定

本課題では、人が他者の歩行方向を予測する際に、どのような情報を利用しているかを、機械学習と被験者実験とから明らかにすることを目標にし、以下のような方法でそれを明らかにしました。最終的には、そのように得られた身体的特徴点の3次元的な挙動をロボットに装飾的な身体として搭載し、その挙動を人に見せたときにロボットの移動方向を推測しやすくできることを示すのが目標です。本研究課題の期間では、特徴点を同定するところまでを達成しました。

まず、人の歩行を深度センサで計測し、その3次元骨格情報を計測しました。このとき、歩行前に、何歩目にどちらに転回するかを被験者に伝え、転回場所や左右を変えながら計測を行いました。次に、このデータを使って方向を予測する学習器を作成しました。現在のフレームから過去8フレームの3次元位置を入力とし、結果として左右どちらに曲がったかを判定する二値判別器の予測器を作成しました。後述するように、入力に利用する骨格情報を削減しながらこのモデルを複数作成し、全身の情報を使った際の予測器との性能差を評価しました。

評価は以下のように行いました。まず終了時刻の異なる複数の歩行データを作成しました。図1(a)はそれを示したものです。左足(向かって右)で左に蹴り出して転回しているときの試行を示しています。転回の時刻0は、転回時の支持脚(図1では右足)が、その前のステップで遊脚として地面に接し、左右の足の速度差が0になる瞬間と定義しました。つまり、時刻0は右足(支持脚)が接地し、左足(遊脚)が動き出そうとする瞬間に対応しています。下部の数字は時刻0から見た経過時間を示し、示された骨格はそれぞれの条件での最終フレームの骨格です。値が正で大きいほど、時刻0以降の情報が多く含まれていることとなります。これらそれぞれの歩行データを学習器に入力し、どのフレームまでの情報を使えば、どの程度の割合で転回方向の予測が可能となるかを検証しました。

少ない特徴点の入力に対して同様の検証を行うため、入力する骨格点の数を限定した条件について個別に学習器を作成しました。予備実験を通じ、胸と両かかとを利用したモデルが良いことを突き止め、

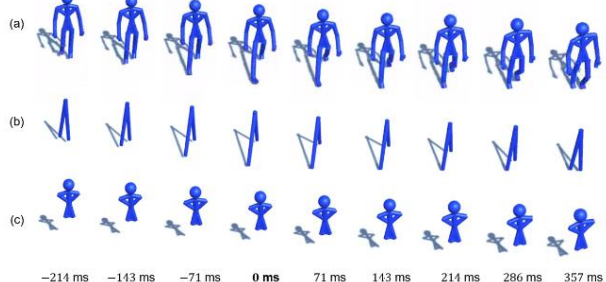


図1 実験で利用した骨格情報。(a)全身、(b)胸と両かかと、(c)上半身。

その条件を精査しました。図1(b)は、胸と両かかとを利用した場合の骨格、(c)は比較として上半身の頭、肩、腰を利用した場合の骨格を示します。この最終フレームから数えて過去に8フレーム分を入力したときの予測精度を検証しました。

この結果より、(b)では(a)と同程度の精度が得られることが示されたため、最後にこの削減された情報を人に提示したときの、人の予測性能を被験者実験で検証しました。ニューラルネットワークでは各点間の接続情報は利用していませんが、人に見せる場合にはそれぞれの点を図1のように接続したものを提示しました。また、ニューラルネットワークでは過去8フレームを入力していますが、人の場合には8フレーム(250ms)の動画は視聴時間が短く判断が難しかったため、予備検討により、1.5秒間、42フレーム分の長さの動画を提示することとしました。20代の男性11人女性3人の計14人の被験者に対して実験を行い、左右どちらに曲がるかの二択について、強制選択法により回答を得ました。

2) 前方からの人追従ロボットの実現

これまで、人の動作予測結果を利用し、後方から人に追従するロボットを実現していました。一方、人とロボットが共存する環境を考えた場合、自身に追従するロボットが、目の届く範囲にいることが重要と考えました。前方から人の動作に追従する場合、人が少し転回した場合、それに応じて大きく旋回する必要が生じます。図2に後方から追従する場合と、前方から追従する場合とで、どの程度の距離を移動する必要が生じるかの違いについての模式図を示します。人との距離 L を一定に保とうとした場合、前方からの追従は後方と比べて2~4倍の移動距離が必要となります。また、このとき人との距離 L を小さく取るほど移動距離が短くなることも分かります。

本研究では、歩行の予測を活用し、転回動作に対して早めに対処し、移動に要する時間を確保するとともに、人との距離を近づけ、転回に伴って生じる移動距離を短く保つ手法を提案し、予測を使わない場合に比べて有効であることを実証しました。

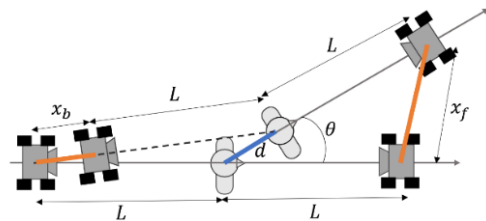


図2 前方と後方それぞれから追従する場合の移動距離

3) 予測可否とその基本原理の解明

原理的に予測が可能であるかどうか、その場合に誤差がどの程度生じるかなどを、いくつかのアプローチで明らかにすることを目指しました。まず、スポーツなどでの応用を想定し、人がフェイント動作を行った場合に、それがどの程度予測精度に影響するのか、またそれを学習で改善できるのかを検証しました。具体的には、スポーツでの基本動作であるサイドステップに着目し、その予測器を作成しました。次に予測結果をリアルタイムで表示し、それを見ながら予測が失敗するように被験者にフェイント動作を行ってもらいました。このようにして得られた、予測しにくいフェイント動作について、既存のサイドステップモデルで予測した場合、及び、フェイント動作も含めて学習した予測器で予測した場合で、その予測性能が向上するかどうかを確認しました。他にも、サイドへのジャンプ動作の予測について、ニューラルネットワークを使った場合の予測誤差の時系列を検証し、誤差の最大値が生じる瞬間がどこにあるのかを検証しました。

このような動作の予測では、利用する学習手法に応じて予測精度が変化します。一方で、原理的に予測できない動作も存在します。予測ができる動作とできない動作との差がどこにあるのかを、予測誤差と実際に計測された身体動作の関係を精査することで検証しました。これまで手腕の動作予測は難しいこと、脚の予測は比較的容易であることが確認されていました。そこからさらに進展させ、座った場合には左右の重心移動を必要としないために蹴り出す足の左右が予測できないこと、手腕に重りを付与すると姿勢は変化するが、予備動作は依然生じないことなどを示しました。さらに、個人性を排した予測モデルの提案や、非線形なモデルであるニューラルネットワークと既存の線形モデルとで、どの程度未来の動作までであれば予測が行えるかの検証も行いました。

以上の一連の研究から、動作が予測できるとはどういうことか、理論的な限界がどこにあるのかを明確にすることを目指しました。

4. 研究成果

1) 歩行予測に必要な十分な骨格情報の同定

3つの条件を比較した結果を図3上に示します。全身を使った結果が青、胸と両かかとの情報のみを使った結果がオレンジ、上半身の胴体のみを利用した結果が緑でそれぞれ示されています。最小二乗法によりシグモイド関数でフィッティングを行いました。確実に予測ができる閾値として90%の条件で比較すると、全身が-69.7msに対して胸と両かかとの3点が-69.8ms、胴体が319.0msとなることが示されました。胸と両かかとの3点でも、全身の情報を利用したときと同程度の予測が行えることが示されました。

図3下は、被験者実験の結果を示します。予測器の場合と同じように全身が最も予測しやすく、次いで両かかとと胸、胴体のみは最も予測正答率が低くなることが確かめられました。心理物理実験で一般的に基準となる75%正答率を閾値とすると、全身が-133.7ms、胸と両かかとの3点が-89.1ms、胴体が61.3msという結果となりました。つまり、全身および胸と両かかとの条

件では、転回時の支持脚が地面に接するよりも前に、左右どちらに曲がるかの予測が可能であるという結果になりました。本成果は、国際会議論文として投稿中です。

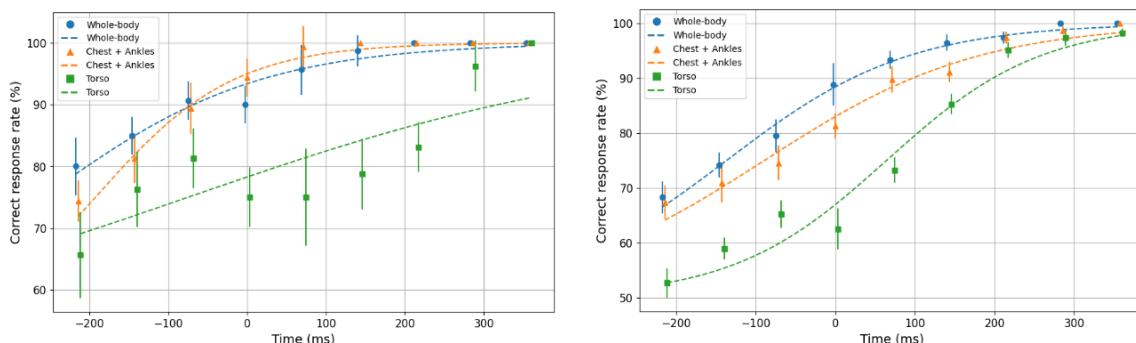


図3 各動画条件と方向予測の正答率. 機械と人とで似た予測傾向が得られた

2) 前方からの人追従ロボットの実現

図4に示すように、ロボットに深度センサと予測用のPCを搭載し、リアルタイムで骨格情報を抽出し、0.5秒先の身体位置を予測するシステムを実現しました。人の移動に伴いロボットも移動するため、骨格座標をロボットからの相対座標として予測を行い、現在フレームの位置からの相対的な変位として位置を予測します。

実機による追従実験の結果を図5に示します。灰色のラインが実際の人の重心の2次元面内の軌跡を、青がロボットの移動経路を示しており、90度の転回について、安定して追従できることを確認しました。シンプルな予測を利用した制御と比較し、高い性能を示すことを確認しています。本研究成果は国際会議論文として現在投稿中です。

これに関連し、人の予測位置を確率密度分布として推定する手法を提案し、その検証も行いました。現状、計算コストの問題によりリアルタイムでの実現は難しいですが、今後、統合して利用することも考えられる技術です。この内容はIEEE SMC 2021にて採択され、口頭発表を行いました。

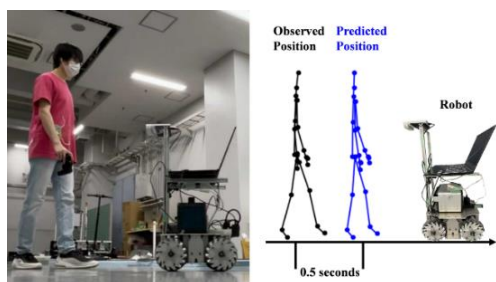


図4 前方から追従するロボットシステム

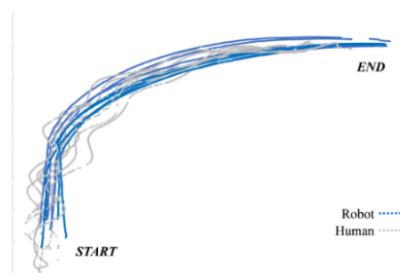


図5 実機による追跡軌跡

3) 予測可否とその基本原理の解明

予測しにくい動作を誘発するために、図6に示すようなゲームシステムを開発しました。提示されている骨格情報は現在のユーザの姿勢であり、予測された身体位置に応じて足元のボールが表示されます。予測器が学習していないような動きをしようとすると予測がずれるため、結果としてボールの位置がずれます。ピンクのバーはユーザの正面の幅を表しており、この幅よりボールが外側に移動した場合に予測が正しくなされなかったと判断し点数を追加します。被験者は右上のスコアが高くなるように一定時間サイドステップを繰り返し、その時の骨格情報を記録します。このようにして、予測器を騙すようなフェイント動作を意図的に起こして記録し、それを評価や学習に利用しました。

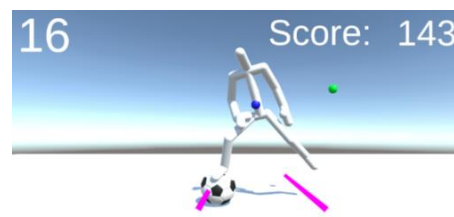


図6 フェイント動作誘発のためのインタラクティブシステム

図7に異なるモデル、異なる検証データに対する誤差の結果を示します。(a)は、シンプルなサイドステップのデータをもとに学習し、誤差を評価した結果です。0.5秒後の予測と実測の誤差をフレームごとにカウントし、ヒストグラムとして示しており、誤差1cmごとに一つのビンとしてまとめています。異なる色で表現された各数字は被験者を表します。縦軸は全データに対する出現頻度を割合で表しています。

(b)は、(a)のモデルに対してフェイント動作を検証データとして利用した場合の結果です。誤差が大きくなっていることが確認できます。(c)と(d)は、フェイント動作も併せて学習した予測器の結果であり、(c)はサイドステップを、(d)はフェイント動作を評価した結果です。結果の分布は(a)と似ており、フェイント動作を併せて学習しても、サイドステップの予測精度を下げず、フェイント動作の学習も可能であり、サイドステップと同程度の精度が得られることを明らかにしました。

これとは別に、予測誤差の生じ方の評価として、ジャンプの予測で誤差が生じるタイミングとその原因を検証しました。図8に結果を示します。グラフは横軸が時間を表し、灰色のラインが実際のジャンプ動作における重心の移動を、赤いラインが0.5秒先を予測したときの結果を示しています。青色のラインは予測結果の比較のために実際の動作（灰色）を0.5秒前にシフトしたものであり、青と赤のラインの差分（黄）が予測誤差を表します。

図より、誤差が最大となるのは実測値（灰色）が動き出した直後のタイミングであることが確認できます。これは、人が動き出さない限り予測ができず、実際に身体が動き出し灰色のラインが変化して初めて予測が始まるためと理解できます。そのため、予測すべき目標値（青）が動き始める0.3秒付近から、実際に身体が動き出す0.8秒付近までの0.5秒間（予測時間に対応）は予測が始まらずに誤差が増え続け、動き出し直後が最も大きな誤差を示すことが確認されました。一旦動き出してしまえば予測が正しく行われるため、予測が始まった0.9秒付近で誤差が小さくなる様子が確認できます。これ以降、このピークよりも誤差は小さく、最大値は動き出しの瞬間であることも確認しました。

したがって、動き出し速度×予測時間に対応した移動距離がこのシステムの最大予測誤差となります。動作予測の目的として「予測の最大誤差を一定以内の値に収めたい」という要請がある場合には、この動き出し時の予測を判断基準とするべきことを示しました。この内容は SICE Annual Conference 2022 にて採択され、口頭発表を行いました。

これまで、手腕の動作は動き出しの前に予備動作が生じず、完全静止状態からの動き出しの予測は難しいことが示されていました。逆に、足を上げる際には支持脚の上に重心を移動させる必要があるため、足先が地面から離れるよりも前に予測が可能であることも確認されていました。この理解をさらに深めるため、座位での足の振り上げについての検証を行いました。その結果、立位と異なり、座位では重心を事前に左右に移動させずに足の振り上げが可能のため、振り上げ足の左右の予測は困難なこと、一方、座位では、上半身を後傾させてから足を上げる傾向があったため、振り上げる瞬間については上半身の観察により推定可能なことを示しました。この内容は、SICE Annual Conference 2022 に採択され、口頭発表を行いました。

予測が難しい手腕の動作について、質量を付加したときに予測が可能かも検証しました。これは、対象部位が重くなった場合に、腕だけで動作が完結しない可能性を考慮したものです。結果として、予測という観点では、付加質量の影響は少なく、手腕の動き出し前に予備動作は生じないこと、一方、重りが付与されることで初期姿勢は変化していることを確認することが出来ました。この内容は現在国際会議論文として投稿中です。

最後に、これまでの予測はシンプルな全結合の予測器を利用していました。一方、予測精度を向上させるために個人差を考慮したモデルの提案も行いました。具体的には、予測器内部で特徴ベクトルを生成し、それにより予測を行います。一方、その特徴ベクトルから個人を推定する推定器も併せて学習し、推定器の個人判定精度が低下するように特徴ベクトルを更新しながら、予測精度を上げるようにしました。これにより、個人性の少ない中間表現を獲得し、個人差を吸収する予測器を実現します。結果、従来法よりも38%の精度向上を達成しました。この成果は IEEE SMC 2021 に採択され、口頭発表を行いました。

この方針とは逆に、予測器をよりシンプルな構成で実現したときに、その精度がどう変化するかについても調べました。すなわち、ニューラルネットワークなどの非線形モデルではなく、シンプルな線形モデルのときの予測精度を比較検討しました。結果を表1に示します。1フレームは10msを意味します。結果より、0.05秒程度先の予測であれば、線形モデルもニューラルネットワークモデルと同程度の性能が得られることが示されました。一方、0.1秒以上先になると、誤差が大きくなるため、非線形なモデルを使う必要性を示すことができました。

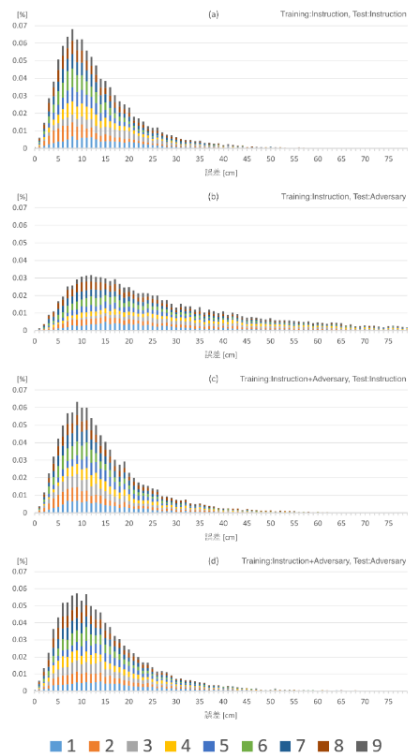


図7 異なるモデル間の誤差の分布

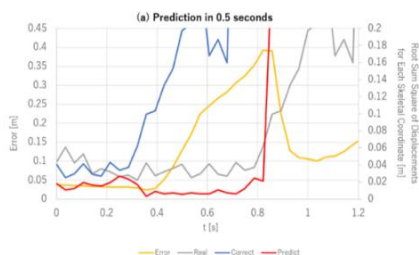


図8 ジャンプ予測誤差の時刻歴

表1 予測モデルの違いと予測誤差の関係

| 動作の種類 | | 各予測条件における予測誤差 (mm) | | | |
|--------|------|--------------------|-----------|-----------|-----------|
| | | 5 フレーム未来 | 10 フレーム未来 | 15 フレーム未来 | 20 フレーム未来 |
| ボタンタッチ | NN | 0.1 | 0.3 | 0.6 | 1.7 |
| | 線形予測 | 0.1 | 1.3 | 6.5 | 20.0 |
| キック | NN | 0.3 | 0.5 | 0.8 | 1.9 |
| | 線形予測 | 0.3 | 2.3 | 10.4 | 29.5 |
| 回転ジャンプ | NN | 0.3 | 0.5 | 0.8 | 1.1 |
| | 線形予測 | 0.6 | 5.1 | 20.5 | 53.5 |
| 左右ジャンプ | NN | 0.2 | 0.5 | 0.7 | 1.0 |
| | 線形予測 | 0.4 | 3.2 | 12.5 | 29.9 |

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計16件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 4件）

| |
|---|
| 1. 発表者名 平井 龍之介, 佐々木 大祐, 小山 功太郎, 上島 直登, 許 超舜, 牧野 泰才, 篠田裕之 |
| 2. 発表標題 深層学習を用いた動作予測結果のアバター表示のための汎用的なデータ形式利用の検討 |
| 3. 学会等名 第28回日本バーチャルリアリティ学会大会 |
| 4. 発表年 2023年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 佐々木 大祐, 平井 龍之介, 小山 功太郎, 上島 直登, 許 超舜, 牧野 泰才, 篠田裕之 |
| 2. 発表標題 対向歩行者の動作予測結果の3次元提示による歩行動作への影響 |
| 3. 学会等名 第28回日本バーチャルリアリティ学会大会 |
| 4. 発表年 2023年 |

| |
|----------------------------------|
| 1. 発表者名 渡部慎太郎, 牧野泰才, 篠田裕之 |
| 2. 発表標題 人間の歩行動作予測に貢献する重要な身体部位 |
| 3. 学会等名 ロボティクス・メカトロニクス講演会2023 |
| 4. 発表年 2023年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 板井俊樹, 牧野泰才, 篠田裕之 |
| 2. 発表標題 動作予測情報を利用したアバター動作変調による身体感覚操作 |
| 3. 学会等名 ロボティクス・メカトロニクス講演会2023 |
| 4. 発表年 2023年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 Toshiki Itai, Takahumi Kurai, Yutaro Toide, Yasutoshi Makino, Hiroyuki Shinoda |
| 2. 発表標題 Evaluation of Maximum Error in Jump Motion Prediction |
| 3. 学会等名 SICE Annual Conference 2022 (国際学会) |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 Chaoshun Xu, Masahiro Fujiwara, Yasutoshi Makino, Hiroyuki Shinoda |
| 2. 発表標題 Intention Estimation in Kicking from a Seated Position |
| 3. 学会等名 SICE Annual Conference 2022 (国際学会) |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 許 超舜, 藤原 正浩, 牧野 泰才, 篠田 裕之 |
| 2. 発表標題 動作予測のための頭部装飾物と腕部装飾物の利用とその評価 |
| 3. 学会等名 第23回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 照井駿, 板井俊樹, 許超舜, 古川時, 王安晟, 牧野泰才, 篠田裕之 |
| 2. 発表標題 転倒タイミング情報の有無による転倒動作予測への影響 |
| 3. 学会等名 第39回センシングフォーラム計測部門大会 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|---------------------------------------|
| 1. 発表者名 渡部 慎太郎, 許 超舜, 牧野 泰才, 篠田 裕之 |
| 2. 発表標題 人の歩行動作における予測に寄与する動作自由度の解明 |
| 3. 学会等名 第27回日本バーチャルリアリティ学会大会 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 ZHANG YUE, 藤原正浩, 牧野泰才, 篠田裕之 |
| 2. 発表標題 Predicting finger position during midair visual-haptic interaction |
| 3. 学会等名 第27回日本バーチャルリアリティ学会大会 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|-----------------------------------|
| 1. 発表者名 板井俊樹, 牧野泰才, 篠田裕之 |
| 2. 発表標題 身体動作予測のための多様な動作データ取得手法 |
| 3. 学会等名 第27回日本バーチャルリアリティ学会大会 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|--|
| 1. 発表者名 Ansheng Wang, Yasutoshi Makino, Toki Furukawa and Hiroyuki Shinoda |
| 2. 発表標題 Predict Human Motion of Walk with Probability Distributions by Combining Machine Learning and Particle Filter |
| 3. 学会等名 2021 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC) (国際学会) |
| 4. 発表年 2021年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 Yuuki Horiuchi and Yasutoshi Makino |
| 2. 発表標題 Less-Individual Motion Features for Near-Future Prediction by using Domain Confusion |
| 3. 学会等名 2021 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC) (国際学会) |
| 4. 発表年 2021年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 板井 俊樹, 砥出 悠太郎, 牧野 泰才, 篠田 裕之 |
| 2. 発表標題 急な動作変更を予測するためのデータ取得手法と性能評価 |
| 3. 学会等名 第22回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 |
| 4. 発表年 2021年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 許 超舜, 藤原 正浩, 牧野 泰才, 篠田 裕之 |
| 2. 発表標題 座位状態からのキック動作における動作意図の推定 |
| 3. 学会等名 第22回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 |
| 4. 発表年 2021年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 板井 俊樹, 砥出 悠太郎, 牧野 泰才, 篠田 裕之 |
| 2. 発表標題 急な動作変更に頑健な予測器作成に向けた予測挙動評価と動作予測アルゴリズムの基礎的検討 |
| 3. 学会等名 第26回日本バーチャルリアリティ学会大会 |
| 4. 発表年 2021年 |

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

| | 氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号) | 所属研究機関・部局・職 (機関番号) | 備考 |
|--|---------------------------|-----------------------|----|
|--|---------------------------|-----------------------|----|

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

| 共同研究相手国 | 相手方研究機関 |
|---------|---------|
|---------|---------|