

筋の信号強度依存ノイズによる運動のばらつきを考慮したジェスチャ識別

石橋 侑也* 栗田 雄一*†

概要. 加速度センサを用いたジェスチャ認識では、あらかじめ登録されたデータと取得されたデータの類似度を計算し、その類似度の大きさによってジェスチャを識別する手法が一般的に用いられている。しかし、取得されるジェスチャは試行ごとにばらつきがあり、このばらつきが識別率の低下に繋がる。そこで、本論文では、筋生理学の知見を活用し、筋活動度が強くなるほどばらつきが大きくなる筋の信号強度依存ノイズの知見に基づいた運動シミュレーションにより、ジェスチャ動作における加速度のばらつきを予測し、それをジェスチャ識別に応用することで識別率の向上を図るシステムを提案する。評価結果より、6 ジェスチャを用いたジェスチャ識別実験において、ばらつきを考慮しない場合の識別率が約 72 % であるのに対し、ばらつきを考慮した結果、識別率が最大で約 89 % まで向上した。

1 はじめに

直感的な操作を可能とする手段の一つに加速度センサを用いたジェスチャ操作が利用されている [1][2]。その 1 つに、あらかじめ登録した学習データと測定したデータの距離を計算し、その距離が最も小さい学習データを認識結果とするものがある [1]。しかし、ジェスチャの加速度データは試行ごとにばらつきがあり、このばらつきがジェスチャの識別率低下に繋がっている [2]。

ここで動作にばらつきが起こる理由を筋生理学の観点から探すと、筋の信号強度依存ノイズが原因の 1 つに挙げられる。Harris and Wloper[3] は、この筋活動にのる信号強度依存性のノイズ (Signal Dependent Noise) が、人の運動計画を決めている、とする仮説から、運動指令依存ノイズの標準偏差は運動指令の絶対値に依存して増加するとの仮定に基づき、運動指令に依存するノイズの分散をモデル化している。

我々は、この信号強度依存ノイズモデルを利用すれば、動作中に発生する筋由来のばらつきを予測し、それをジェスチャシステムに応用できると考えた。そこで、本研究ではジェスチャを区間に分割し、予測したばらつきの大きさによってその区間がどれだけ信頼できるかを決定し、その信頼度によって区間に重み付けをすることでばらつきが大きい区間の影響を軽減させるシステムを構築する。

2 提案システム

2.1 動作のばらつき予測

二関節六筋の腕モデルを用いてジェスチャ動作のばらつきを予測する。手順としては、図 1 に示すよ

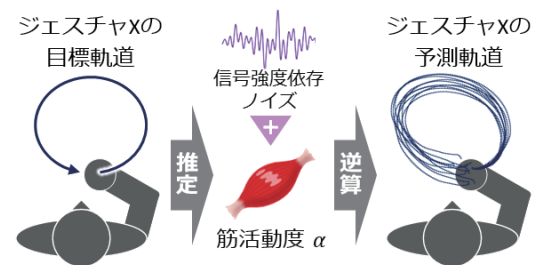


図 1. ばらつき予測

うにジェスチャの手先位置情報を入力として筋骨格モデルに基づく逆力学計算により筋活動度を推定する。そして、そこに信号強度依存ノイズを加え順力学計算を行うことで動作のばらつきを予測する。Harris ら [3] が仮定する信号強度依存ノイズ ω の分散 $\sigma[\omega]^2$ と筋活動度 α の関係式を以下に示す。 k はノイズ係数である。

$$\sigma[\omega]^2 = k|\alpha|^2 \quad (1)$$

上述の方法より、ノイズを変化させながらばらつきを予測したデータを 100 本生成する。そしてこの 100 本の予測データを n 区間に分割し、分割された区間それぞれでばらつきの大きさを調べる。各区間のばらつきは 100 回分の予測加速度の平均加速度を求め、平均加速度とそれぞれの予測加速度の距離の平均値によって評価する。距離の計算には Dynamic Time Warping (以下, DTW) を用いる [4]。

2.2 提案識別法

本研究では各区間のばらつきの大きさの逆数を信頼度とし、この信頼度によって区間に重み付けを行うことでばらつきの影響を軽減する識別システムを構築する。具体的には図 2 に示すように学習データと取得データをそれぞれ n 区間に分割し、区間ごと

Copyright is held by the author(s).

* 広島大学

† JST さきがけ

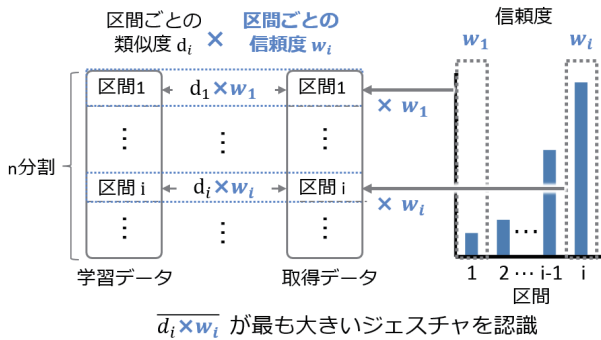


図 2. 提案識別法

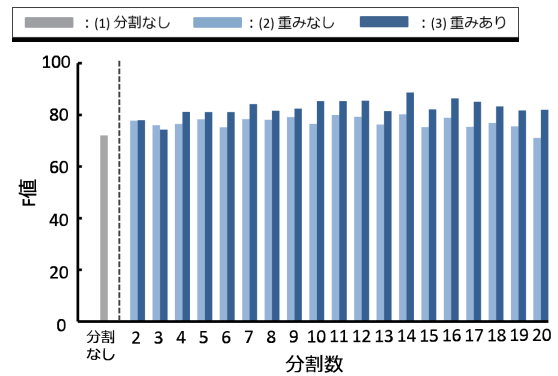


図 3. ジェスチャ識別結果

に類似度である DTW を計算する. そして, そこにその区間の信頼度を乗算することで重み付けを行う. 最後に, 全ての区間で得られた値の平均値が最も大きい学習データを認識する.

3 ジェスチャ識別実験

本章では提案法の有用性を検証する識別実験の内容とその結果について説明する.

3.1 実験内容

加速度の計測対象は被験者の利き手とし, 計測はモーションキャプチャ (OptiTrackV120:Trio) を用いた. 対象ジェスチャは「円 (時計回り)」, 「円 (反時計回り)」, 「星」, 「パンチ」, 「チョップ」, 「ビンタ」の 6 ジェスチャとし, 順に 20 回ずつ測定した. 被験者は 3 名とし, 各被験者の実測 1 回目を学習データ及び信頼度を予測する際の入力データとして用いた. そのため 2 回目以降のデータを取得データとし, 識別を行った. 比較する条件は (1) ジェスチャを分割せず DTW により識別, (2) ジェスチャを n 分割するが, 提案手法とは異なり各区間の重みを一定とする識別, (3) ジェスチャを n 分割し, 提案手法による重みを区間ごとに加える識別, の 3 条件とした ($n = 2, 3, \dots, 20$). また識別の評価には再現率と適合率の調和平均である F 値を用いた.

3.1.1 実験結果

図 3 に識別結果を, 表 1 に各条件の最良の F 値を示す. 識別結果より, 6 ジェスチャの識別において, 分割を行わない条件 (1) では F 値が 72.1% であるのに対し, 分割して識別を行う条件 (2) の最良分割時 (分割数 14) では 80.3%, さらに提案手法である重みを加える条件 (3) の最良分割時 (分割数 14) では 88.7% と F 値の増加を確認した.

4 むすび

本論文では, 加速度を用いたジェスチャ識別において, 筋生理学の知見に基づく筋の信号強度依存ノ

表 1. ジェスチャ識別結果 (最良分割時)

	分割なし	重みなし	重みあり
F 値	72.1	80.3	88.7

イズモデルを利用することでジェスチャ動作のばらつきをあらかじめ予測し, そのばらつきをジェスチャ識別システムに組み込むことで, ばらつきの影響を軽減させるシステムを構築した. 構築したシステムを用いてジェスチャ識別実験を行った結果, ジェスチャを分割せず, ばらつきを考慮しない識別方法と比較し, 最大で約 17% の識別率の増加を確認した. 今後は, 評価するジェスチャ数や被験者を増加し, 提案システムにおける最適な分割数と識別するジェスチャの関係について考察を行っていく.

謝辞

なお本研究の一部は, JSPS 科研費 18H03276 の助成を受けて行われた.

参考文献

- [1] 出田 怜, 村尾和哉, 寺田 努, 塚本昌彦, “加速度センサによるジェスチャの早期認識手法の提案とその応用”, 情報処理学会研究報告, Vol.2014-DPS-159 No.15, 2014.
- [2] 吉田 楽, 村尾和哉, 寺田 努, 塚本昌彦, “加速度センサを用いたジェスチャ認識に疲労および忘却が与える影響の評価”, 情報処理学会研究報告, Vol.2012-MBL-61 No.19, 2012.
- [3] Christopher M. Harris, Daniel M. Wolpert, “Signal-dependent noise determines motor planning”, Nature, Vol.394, No.6695, pp.78-784, 1998.
- [4] Hiroaki SAKOE, Seibi CHIBA, “Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition”, In: IEEE Trans. Acous. Speech. Sig. Proc, No. 1, Vol. 26, pp. 43-49, 1978.