

テニス動画検索のためのスウィング動作分類の評価

Huynh Thi Kim Chi 鷹野孝典

神奈川工科大学 情報学部 情報工学科

1. はじめに

コンピュータを利用したスポーツ上達のためのコーチングシステムが提案されている[1][2][3]. 学習者は, コーチがいなくても新しいスポーツを学び, スキルを向上することができる. コーチングシステムの実現において, 学習者の身体動作をキャプチャする機能の実現や, 学習用の動画データや動作比較をするためのセンサデータを格納するデータベースの構築が重要である. 我々はこれまでテニスのスウィング動作に応じて, そのスウィング動作に関連する内容のテニス動画を検索するシステムを提案してきた[1]. 本研究では, テニス動画検索システムにおいて, LSTM (Long short-term memory) を適用することにより, 検索処理に適用されるスウィング動作分類機能の評価を行う.

2. テニス動画検索システム

テニス動画検索システム (図 1) は, 下記手順でスウィング動作に基づいたテニス動画検索を行う.

Step-1: 学習者はゲームコントローラであるWiiRemoteを用いて実際のテニスラケットのスウィング動作を行い, クエリとして入力する.

Step-2: スウィング動作メタデータとして, 3軸(6軸)の時系列センサデータ値を抽出する.

Step-3: クエリとして入力されたスウィング動作センサデータ sw_q と動画 i にメタデータとして付与されたスウィング動作センサデータ sw_i の類似度 $sim(sw_q, sw_i)$ を算出する.

Step-4: 算出された類似度に基づいて, テニス動画のランキング結果が提示される.

Step-5: 学習者は, 上位に検索されたテニス動画を選択再生することができる.

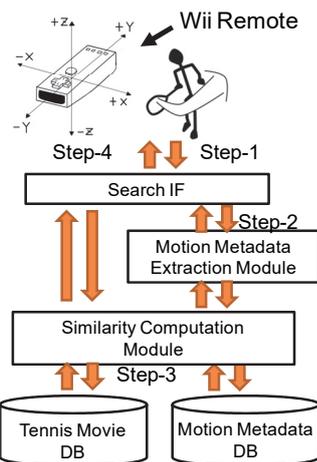


図 1 テニス動画検索システムの概要図

3. スウィング動作分類手法

スウィング動作センサデータ sw_x は, 入力デバイスより 3 軸角速度 $\Omega_{vi}=[GvXi, GvYi, GvZi]$ として取得される. 3 軸加速度 $Ati=[Axi, Ayi, Azi]$ は時刻参照のために用いられる.

スウィング動作センサデータ sw_x は, フォアハンド, バックハンド, ボレー, サーブ, スマッシュなど n 種類のテニスのスウィング動作 I_n に分類される. 分類アルゴリズムには, 時系列データの分類精度の高い LSTM を適用する. 前処理として, トライアングルフィルタ (式 1) を 100 回繰り返し平滑化処理を行い, さらにスウィング動作に要した時間差の影響を小さくするために, 60 次元の時系列データベクトルに正規化する (図 2) .

$$((f(n-2) + 2f(n-1) + 3f(n) + 2f(n+1) + f(n+2)) / 9) \quad (1)$$

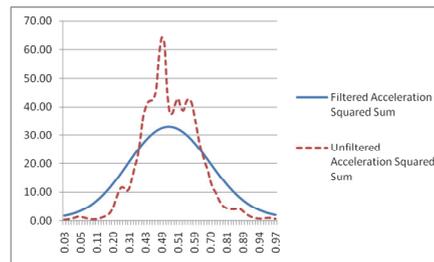


図 2 平滑化処理結果の例

Evaluation of Classification of Swing Motions for Retrieval of Tennis Movies

Huynh Thi Kim Chi and Kosuke Takano, Department of Information and Computer Sciences, Faculty of Information and Technology, Kanagawa Institute of Technology

4. 実験

被験者 50 人を対象として、フォアハンド、バックハンド、オーバーハンドの 3 種類のスウィング動作の分類実験を行った。各被験者は 3 種類のスウィング動作をそれぞれ 3 回行ってもらい、合計で 450 個のスウィング動作を分類データとして用いた。図 3 にある被験者 x が 3 回行ったスウィング動作センサデータ sw_x の例を示す。これより、特定の被験者はおよそ一定のスウィング動作をしていると考えられる。

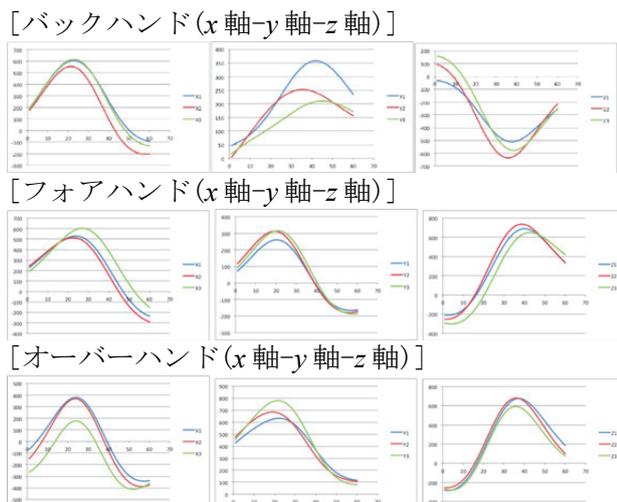


図 3 スウィング動作センサデータの例

LSTM にてスウィング動作データを学習する際に、学習用データ数を 300、テスト用データ数を 150 とし、さらにデータの組み合わせの異なる 6 つのデータセット A, B, C, D, E, F を準備した。データセット A, B, C はテスト用データに同一の被験者（各スウィング動作 3 回のうち 1 回）を含んでおり、データセット D, E, F は同一の被験者を含んでいない。また、スウィング動作データは 60 次元に正規化されているためパディング処理は行っていない。ミニバッチサイズは 30, 50, 128 とし、エポック数は 500 とした。

表 1, 2 にミニバッチサイズ 30 の場合における分類精度の結果を示す。ミニバッチサイズを 50, 128 とした場合の結果と大きな差はなかった。表 1 の結果より、テスト用データに学習データと同一の被験者を含んだデータを用いた場合、平均分類精度は 80% と高精度で 3 種類のテニススウィング動作を認識できることが確認できた。図 3 からわかるように、バックハンドは、 z 軸のデータ値がフォアハンドやオーバーハンドと明確に異なるため、高い認識率であった。一方、フォアハンドとオーバーハンドは、スウィング位置は異なるもののセンサデータ値は類似して

いるため、混同して認識される場合があった。

また、表 2 の結果より、テスト用データに同一の被験者を含まない場合は、含む場合と比べてやや劣る結果となったものの、平均 71% と比較的高精度でスウィング動作を認識できる結果となった。ただし、同様にフォアハンドとオーバーハンドの識別率が低いため、分類アルゴリズム等に改善が必要であると考えられる。

表 1 スウィング動作の分類精度 (1)

	A	B	C	平均
Backhand	0.90	0.92	0.96	0.93
Forehand	0.80	0.72	0.80	0.77
Overhand	0.62	0.78	0.70	0.70
	0.77	0.81	0.82	<u>0.80</u>

表 2 スウィング動作の分類精度 (2)

	D	E	F	平均
Backhand	0.96	0.90	0.88	0.91
Forehand	0.53	0.65	0.63	0.60
Overhand	0.59	0.79	0.47	0.62
	0.69	0.78	0.66	<u>0.71</u>

5. まとめ

身体特徴やテニス技能の異なる被験者 50 名を対象とした実験結果より、提案システムにおいて LSTM を適用することにより、3 種類の異なるテニススウィング動作を分類可能ことが確認できた。今後の課題として、多種類のテニススウィング動作を対象とした分類機能を実現し、より多くの被験者を対象とした実証実験により有用性を検証するとともに、実用的なテニス動画検索システムを構築していく予定である。

参考文献

[1] 石原 克哉, 金子 洋平, 佐賀 亮介, 宮崎 剛, ” 3D 加速度センサーによるジェスチャー表現を用いた教育向け検索システムの開発, およびテニス動画データベースへの応用”, 第 5 回教育システム情報学会研究報告, Vol. 23 (5), pp. 60-61, 2008.

[2] Lo, C.-Y., H.-I. Chang, and Y.-T. Chang, “Research on Recreational Sports Instruction Using an Expert System”, LNCS 5820, pp. 250-262, 2009.

[3] Diehl, G.M., J.f. Lynch, and D. Bastone: Sports Instruction system and Method, US patent application, 2012.