

平成 30 年 6 月 8 日現在

機関番号：16101

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2015～2017

課題番号：15K00482

研究課題名(和文)映像解析技術を用いた手洗い学習支援システムの開発

研究課題名(英文) Development of a hand-washing support system by using video processing technologies

研究代表者

獅々堀 正幹 (Shishibori, Masami)

徳島大学・大学院社会産業理工学研究部(理工学域)・教授

研究者番号：50274262

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,500,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、専門的なアドバイザーがいなくても正しい手洗い方法の学習が効率的に行える手洗い支援システムの開発を目的とする。本研究では、正しい手の洗い方を6パターンに分類し、手洗いの様子を撮影した映像を解析することで、すべての洗浄パターンが適切に、かつ、十分な時間で実行されているかを検証し、学習者に対して適切なアドバイスを行える支援システムを開発する。学習者は手洗い映像をシステムに転送するだけで、無意識に洗い残すケースを格段に少なくすることができるだけでなく、あたかも専門家に指導を受けたかのような正しい手洗い方法を身に付けることができ、インフルエンザや食中毒等の重篤な病気の予防にも繋がる。

研究成果の概要(英文)：In this study, we have been developed a hand-washing support system by using video processing technologies. First of all, we classified hand-washing styles into 6 groups, and then prepared hand-washing movies as the learning data. This system extracts the optical flow and skin area of the hands from hand-washing movies, learns the hand-washing features by using the support vector machine. Moreover, this system can evaluate and give appropriate advices for the right hand-washing enough time for all hand-washing styles.

研究分野：マルチメディア工学

キーワード：学習支援システム 映像処理 知識システム 衛生



図 2 正しい手洗いパターン

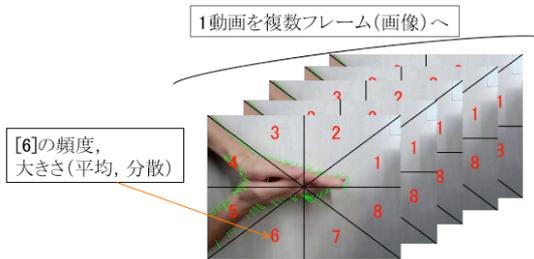


図 3 オプティカルフローによる特徴量

(2) 特徴量の検出方法

本研究では、手洗い動作を判別するために「手の動き」及び「手の形状」に着目した。特に、「手の動き」を表す特徴量としてオプティカルフローを、「手の形状」の特徴量として肌色領域の面積を採用した。まず、手洗い映像から画像フレームに変換し、HLSにより肌色特徴をもつ手の部分を検出した後、収縮と膨張により細かいノイズを削除する。そして、残った肌色部分からオプティカルフローと面積の特徴量を検出する。以下、それぞれの特徴量に関して詳細を述べる。

① オプティカルフローによる特徴量

本研究では、オプティカルフローとしてPyrLK法（ピラミッドLK法）を用いた。PyrLK法により、各画像内のオプティカルフローのベクトル角度を計算することができる。得られたベクトル角度を45°ずつ8方向に分割し、それぞれの方向のオプティカルフローの頻度を求める（図3）。また、8方向に分類した方向毎に、オプティカルフローの大きさの平均値と分散値を求め、合計24次元の特徴量を検出する。

② 肌色面積の特徴量

本研究では高速性を重視し、処理軽減が期待できる肌色面積を特徴量とした。具体的には、図4のように、まず肌色領域の重心を求め、重心を中心として画像を十字に分割し、それぞれの分割領域に存在する肌色領域の面積値からなる4次元の特徴量を検出する。

③ 従来手法で生じた問題点

本研究の当初では、前述の①と②の特徴量を用いていたが、様々な問題が生じたため、精度向上を目的とした改良を施した。以下、生じた問題点について明記する。

まず、HLSによる肌色領域検出の際、手の領域でない部分が肌色と判断され、ノイズと

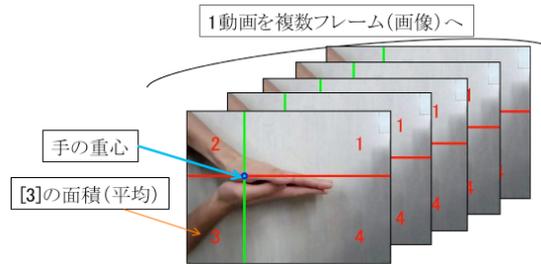


図 4 肌色面積による特徴量

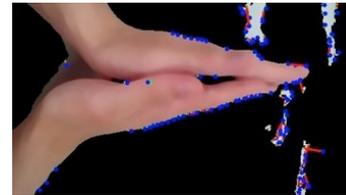


図 5 肌色検出で生じるノイズ



図 6-1 オプティカルフロー取得の成功例



図 6-2 オプティカルフロー取得の失敗例

なる場合があった。このノイズが小さければ収縮と膨張処理で削除できるが、ノイズが大きい場合、画像処理では削除しきれない。その主な原因として、カメラで映像を撮影する際の照明変化により、肌色と類似した領域が背景に現れ、ノイズが残ってしまった。肌色検出の際に発生したノイズの例を図5に示す。図5内の黒色部分が背景領域を表し、黒色以外の部分が肌色領域に相当する。このようなノイズが発生すると、ノイズ部分にもオプティカルフローや面積の特徴量が検出されるため、精度低下の原因となる。

次に、オプティカルフローを検出する際の問題点について述べる。一般に手を洗う際には手のぶれを生じ、手のぶれがオプティカルフローの角度に大きな影響を与える。手のぶれは個人差があり、同じ洗浄パターンでも、手のぶれの個人差によってオプティカルフローの角度が統一されないといった問題点が生じた。例えば図6-1のように手のひらを洗浄する場合、手のぶれが少なければ、殆どのオプティカルフローの角度はX軸方向に検出されるが、図6-2のように同じ洗浄パターンでも手のぶれが大きい場合には、オプティカルフローの角度は一定方向に偏らない。

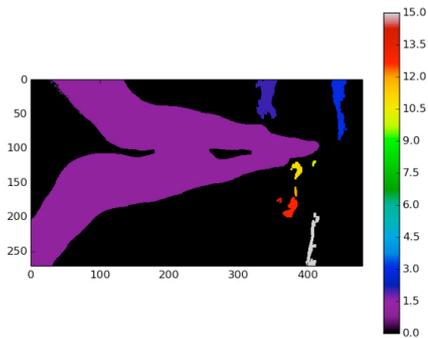


図 7-1 図 5 に対するラベリング処理画像



図 7-2 図 5 に対するノイズ除去後の画像



図 8-1 ラベリング処理の失敗例



図 8-2 ラベリング処理の成功例

(3) 特徴量検出の改善方法

従来手法の問題点である肌色検出のノイズ増加、及び手ぶれによるオプティカルフローの誤検出に対して、ラベリングによるノイズ除去手法、及び重心によるオプティカルフローの補正手法を提案した。以下、それぞれの改善点について説明する。

① ラベリングによるノイズ除去

本研究では、8 連結のラベリング処理によるノイズ除去手法を提案した。まず、肌色領域の検出を行った図 5 の結果に対して、8 連結ラベリング処理を施すと図 7-1 の結果が得られ、各ラベリング領域に含まれる画素数が最大となる領域だけを残すと図 7-2 のように肌色領域だけ正しく残るようになった。しかし、ラベリング処理から最大面積を残す方法だけでは、肌色部分が一つの領域内にまとまっていないと、図 8-1 のように手の領域が削除されてしまうケースが起こる。

そこで、手洗い映像内には両手が写っていることを前提にし、面積が最大な領域だけでなく、面積が 2 番目の大きい領域も閾値以上の面積なら残すようにした。ただし、閾値に関しては、実験を繰り返すことによって、適切な閾値を決定した。閾値処理により改善し

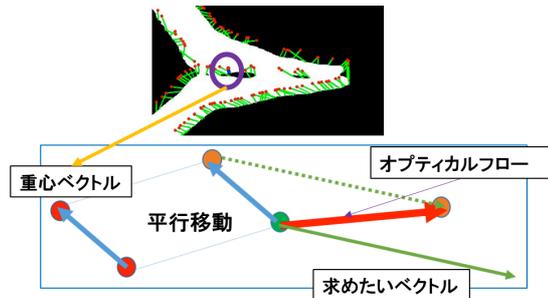


図 9 重心によるオプティカルフローの補正

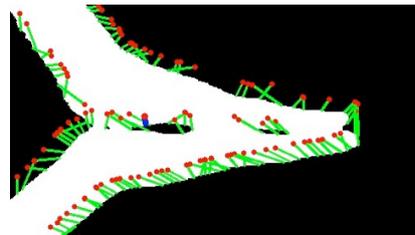


図 10-1 補正前のオプティカルフロー

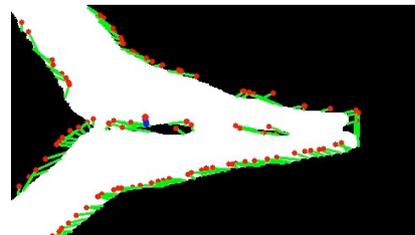


図 10-2 補正後のオプティカルフロー

た結果を図 8-2 に示す。この改善により、図 8-2 のような右手と左手の間に肌色領域で繋がっていても、両手の部分を残すことができるようになった。

② 重心によるオプティカルフローの補正

手のぶれによりオプティカルフローが誤検出されるといった問題点に対して、本研究では手の重心点の動きに着目したオプティカルフローの補正手法を提案した。以下、補正手法についての詳細を説明する。

ラベリングによるノイズ除去を行った各フレーム画像に対して、手の部分の重心点を特定し、前後の連続フレーム間での重心点の動きを重心ベクトルとして取得する。次に、図 9 に示すように、取得した重心ベクトル(図 9 内の青色矢印)とオプティカルフロー(図 9 内の赤色矢印)間でのベクトル差を取ることによって、補正されたオプティカルフロー(図 9 内の緑色矢印)を求める。

補正例として、図 10-1 に補正前のオプティカルフロー、図 10-2 に補正後のオプティカルフローを示す。補正前では様々な方向に向いていたオプティカルフローが、補正後には「手のぶれ」が少ない際のオプティカルフローと同じ方向に修正されていることが分かる。以上の手法で修正した肌色面積とオプティカルフローを特徴量として抽出し、学習モデルを作成する。

(4) 手洗いパターン識別方法

手洗い動作を撮影した映像には様々な手洗いパターンが含まれるため、映像全体から特徴量を取得すると、様々な手洗いパターンの特徴量が混在してしまう。そこで、映像を一定間隔のフレーム単位に分割し、フレームごとに特徴量を検出する。ここでは、映像フレームの分割方法について述べる。

まず、映像を単純に一定フレーム間隔に分割すると、一つのフレーム内に手洗いパターンの切り替わりが含まれることになり、パターンの切り替え部分で誤検出が起こる可能性が高くなる。そこで、一定のフレーム間隔を重複させながらスライドし、フレームを分割する方法を採用した。このようにすることで、手洗いパターンの切り替わりポイントを正確に把握することができる。今回のシステムでは、フレーム間隔は 120 フレーム（約 4 秒）として、30 フレーム（約 1 秒）ずつスライドさせながらフレームを分割させた。

識別処理では、お手本になる手洗いパターンを撮影した学習動画を準備し、学習動画から取得した特徴量から分類モデルを作成する。その後、学習者が行った手洗いを撮影した入力動画をフレーム分割し、各フレームから取得した特徴量を分類モデルに入力することで、各フレームに対応する手洗いパターンを識別する。分類モデルとしては、サポートベクターマシンを用いた。

4. 研究成果

(1) 各洗浄パターンの識別精度に対する評価

① 実験方法

まず、各洗浄パターンの識別制度を比較するために、パターンごとの動画を準備して実験を行った。学習動画は 1 人に正しい洗い方 6 パターン（約 5 秒ずつ）の動画を 1 組として、それぞれ 11 回ずつ撮影した。同様の撮影を 6 人に対して行い、合計 66 組 396 動画を準備した。実験データ中の 65 組から分類モデルを作成し、残りの 1 組を評価データとして交差検定を実施した。比較手法としては、下記の 2 手法の精度を比較した。

- ・従来手法: 従来の特徴量（本文内 3. (2)）
- ・提案手法: ノイズ除去、オプティカルフロー補正後の特徴量（本文内 3. (3)①, ②）

② 実験結果

各手法における洗浄パターンごとの識別精度を混合行列として表 1, 2 に示す。従来手法と提案手法の結果を比べると、提案手法が 16.5%の精度向上が見られ、全体的にも約 86%と高い分類精度が得られた。ただし、洗浄パターン P3, P4, P5 については、他のパターンと比較して精度が低かった。特に P3 は P2 に、P5 は P6 に誤識別する傾向があった。P3 と P2 は手の形状がよく似ており、P5 と P6 は手の動きがよく似ていたため、同じような特徴量が検出されたと予測される。

表 1 従来手法の精度

| 入力/出力 | P1 | P2 | P3 | P4 | P5 | P6 |
|-------|-------|-----|-----|-----|-----|-----|
| P1 | 73% | 6% | 9% | 4% | 3% | 4% |
| P2 | 6% | 74% | 3% | 3% | 4% | 9% |
| P3 | 4% | 1% | 62% | 7% | 12% | 12% |
| P4 | 3% | 9% | 12% | 64% | 3% | 9% |
| P5 | 0% | 6% | 4% | 1% | 65% | 23% |
| P6 | 6% | 6% | 3% | 4% | 14% | 67% |
| 全体 | 67.5% | | | | | |

表 2 提案手法の精度

| 入力/出力 | P1 | P2 | P3 | P4 | P5 | P6 |
|-------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| P1 | 89% | 6% | 1% | 3% | 0% | 0% |
| P2 | 4% | 88% | 4% | 1% | 1% | 0% |
| P3 | 0% | 12% | 77% | 7% | 3% | 0% |
| P4 | 1% | 0% | 1% | 80% | 6% | 11% |
| P5 | 0% | 1% | 0% | 1% | 82% | 15% |
| P6 | 0% | 0% | 0% | 1% | 11% | 88% |
| 全体 | 84% | | | | | |

表 3 手洗い識別精度

| 手法/動画 | A | B | C | D | E | Ave. |
|-------|-----|-----|-----|-----|-----|------|
| 従来手法 | 46% | 36% | 32% | 27% | 33% | 35% |
| 提案手法 | 75% | 68% | 64% | 68% | 67% | 68% |

(2) 手洗い識別精度に対する評価

① 実験データ

複数の洗浄パターンを含む一連の手洗い動画に対する識別精度を評価するため、各洗浄パターンを約 5 秒ずつ P1 から P6 の順番で連続して洗った動画（約 30 秒）を 5 人に対して撮影し、入力データとして用いた。また、(1) で準備した 396 動画から分類モデルを作成した。比較手法も (1) と同様である。

実験結果

各動画、及び全動画に対する平均精度を表 3 に示す。実験結果より、提案手法の識別精度が従来手法より平均 35%向上しており、すべての動画に対して従来手法よりも優れた精度が得られ、提案手法の有効性が検証できた。ただし、全体の精度としては約 68%と高い精度は得られず、改善の余地がある。特に、パターンの切り替わりにおいて誤識別が多く発生した。今回の実験で用いた分類モデルは、単一パターンごとの動画を用いており、パターンの切り替わりの特徴量が学習できていないことが原因と考えられる。

<引用文献>

- [1] 厚生労働省大臣官房統計情報部，“平成 24 年人工動態統計月報年計(概数)の概”，厚生労働省，<http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/geppo/nengai12/>
- [2] 磯貝恵美子，西川武志，磯貝浩，磯貝なゆた，樽林陽一，林俊治，“家庭内における除菌のための手洗い効果と環境表面からの細菌の検出”，環境感染，Vol. 22(2007) No. 3, P175-180, 2010-07-21, 日本環境感染学会

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計3件)

- ① H. Mitsuahara, M. Shishibori and A. K ASHIHARA, Investigative Report Writing Support System for Effective Knowledge Construction from the Web, IEECE Transactions on Information and Systems, 査読有, Vol.E101-D, No.4, 2018, PP.874-883, DOI:10.1587/transinf.2016IIP0023
- ② H. Mitsuahara, K. Iguchi and M. Shishibori, Using Digital Game, Augmented Reality, and Head Mounted Displays for Immediate-Action Commander Training, International Journal of Emerging Technologies in Learning, 査読有, Vol.12, No.2, 2017, pp.101-117, DOI:10.3991/ijet.v12i02.6303
- ③ J. Kawai, H. Mitsuahara and M. Shishibori, Game-based evacuation drill using augmented reality and head-mounted display, Interactive Technology and Smart Education, 査読有, Vol.13, No.3, 2016, pp.186-201, DOI: 10.1108/ITSE-01-2016-0001

[学会発表] (計11件)

- ① H. Mitsuahara and M. Shishibori, Virtual Currency as Gamification for Learning in a Disaster Museum to Increase the Number of Revisitors, Proc.of 25th International Conference on Computers in Education (ICCE 2017), 2017.12.6, Christchurch (New Zealand)
- ② 高松 翔馬, 大野 将樹, 獅々堀 正幹, 手書きイラストを対象とした顔パーツ領域抽出手法に関する研究, 平成29年度電気関係学会四国支部連合大会講演論文集, 2017.9.23, 愛媛大学(愛媛県松山市)
- ③ 中西 雅哉, 大野 将樹, 獅々堀 正幹, 特定物体認識におけるSIFT特徴点マッチング手法の改善, 情報処理学会第79回全国大会講演論文集, 2017.3.16, 名古屋大学(愛知県名古屋市)
- ④ H. Mitsuahara, T. Inoue, K. Yamaguchi, Y. Takechi, M. Morimoto, K. Iwaka, Y. Kozuki and M. Shishibori, Penumbral Tourism: Place-based Disaster Education Via Real-world Disaster Simulation, Proc. of 3rd International Conference on Information and Communication Technologies for Disaster Management (ICT-DM2016), 2016.12.13, Vienna (Austria)
- ⑤ H. Mitsuahara, K. Iguchi, J. Kawai and M. Shishibori, Augmented Reality Systems for Immediate-Action Commander

Training During Disasters, Proc.of 24th International Conference on Computers in Education (ICCE 2016), 2016.11.30, Mumbai (India)

- ⑥ 中西 雅哉, 大野 将樹, 獅々堀 正幹, 局所特徴量の類似性・出現位置を考慮した特定物体認識手法に関する研究, 平成28年度電気関係学会四国支部連合大会講演論文集, 2016.9.17, 徳島大学(徳島県徳島市)
- ⑦ 大野 竜河, 大野 将樹, 獅々堀 正幹, モーションセンサを用いたプレゼンテーション支援システムの開発, 平成28年度電気関係学会四国支部連合大会講演論文集, 2016.9.17, 徳島大学(徳島県徳島市)
- ⑧ H. Mitsuahara, J. Kawai, K. Iguchi and M. Shishibori, Game-based Evacuation Drills using Simple Augmented Reality, Proc.of 16th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT2016), 2016.7.25, Austin (USA)
- ⑨ H. Mitsuahara, M. Shishibori and A. Kashihara, Preventing Web Page Plagiarism in Investigative Report Writing, Proc. of 7th International Conference on the Applications of Digital Information and Web Technologies(ICADIWT2016), 2016.3.29, Taipei (Taiwan)
- ⑩ 明石 雄太, 大野 将樹, 獅々堀 正幹, 要約レベルを考慮した音楽要約システムに関する研究, 情報処理学会第78回全国大会講演論文集, 2016.3.10, 慶應義塾大学(神奈川県横浜市)
- ⑪ 春江 諒佑, 大野 将樹, 獅々堀 正幹, 繰り返し構造に基づくライブ演奏楽曲の検索手法に関する研究, 情報処理学会第78回全国大会講演論文集, 2016.3.10, 慶應義塾大学(神奈川県横浜市)

6. 研究組織

(1) 研究代表者

獅々堀 正幹 (Shishibori, Masami)
徳島大学・大学院社会産業理工学研究部
(理工学域)・教授
研究者番号: 50274262

(2) 研究分担者

光原 弘幸 (Mitsuahara, Hiroyuki)
徳島大学・大学院社会産業理工学研究部
(理工学域)・講師
研究者番号: 90363134

(3) 研究分担者

大野 将樹 (Oono, Masaki)
徳島大学・大学院社会産業理工学研究部
(理工学域)・講師
研究者番号: 90433739