

連続した二つの簡易ジェスチャによる入力判定精度の向上

網屋 友彰¹ 勝間 亮¹

概要:

近年, スマートフォンをはじめコンピュータが小型化している. 同時に, ユーザが入力に用いるボタンの数が減少しサイズが小型化することで, ユーザ入力における操作性が低下している. その中で, スマートフォンの加速度センサを利用して, スマートフォンを把持したユーザの手の動きを入力とするジェスチャ入力が新たな入力手法として期待されている. ジェスチャ入力は, 加速度センサが搭載されている機器であれば本体の小型化の影響を受けず入力でき, 画面も見する必要がないという利点がある. しかし, 加速度値からジェスチャを判定する際の誤判定が多いことが問題となっている. 本研究では, 歩行中のスマートフォンの音楽プレイヤーの操作を想定し, 誤判定に耐性のある入力として, 操作の開始もしくは内容を決定するトリガージェスチャと, 実際の入力操作とするメインジェスチャによる, 連続した二つの簡易ジェスチャの組み合わせを用いた入力判定手法を提案する. 提案手法では, 加速度値からどのジェスチャが行われたか判定する際に, ジェスチャの候補を制限することで判定精度を高めている. 5 種類の入力要求を想定した実測実験の結果, ジェスチャの候補を制限しない手法よりも提案手法の方が判定失敗数を約半数ほど減らせることが分かった.

Improvement of Input Judgment Accuracy by Using Two Consecutive Simple Gestures

TOMOAKI AMIYA¹ RYO KATSUMA¹

1. はじめに

近年, スマートフォンをはじめコンピュータが小型化しており, 容易に持ち運びできたり身につけたりできる利便性が向上している. その反面, ボタン数の減少や操作画面の縮小により, ユーザ入力における操作性が低下している. 現在普及しているスマートフォンでは, 操作する際にボタンのように触覚で判別できないため, 小さな画面を見ながらタッチパネルを操作しなければならない, 周囲への注意が散漫になってしまう. 最近ではウォーキングやジョギングのときにスマートフォンの音楽プレイヤーで音楽を楽しむだけでなく, リズムを取ってペースを維持するため等に音データが利用されているが, 歩きながらのスマートフォンのタッチパネル操作が危険であるとして社会的な問題となっている. 消防庁によると, 平成 25 年から平成 29 年までの 5 年間で歩きスマホ等に係る事故により, 199 人が救

急搬送されている [1]. これは救急搬送まで及んだ例であるので, 実際はより多くの事故が発生していると考えられる. よってスマートフォンの入力として, 本体の小型化に左右されないこと, 歩行中は画面を見ずに操作できることが求められている.

スマートフォンには, 多くのセンサが搭載されている. 中でも加速度センサは, スマートフォンを把持したユーザの手の動きを検出することができる. このときの手の動きをジェスチャといい, ジェスチャを用いる入力をジェスチャ入力という. ジェスチャ入力は, スマートフォンだけでなくゲーム機などでも利用されており, 実際に手を動かすという入力で, 直観的な操作を可能にしている. またジェスチャ入力は, 加速度センサが搭載されている機器であれば本体の小型化の影響を受けず入力でき, 画面も見する必要がないので, 新たな入力手法として期待されている. ジェスチャ入力を判定する基本的な方法は, 入力として想定されるジェスチャの加速度値の時間変化を事前に測定し

¹ 大阪府立大学
Osaka Prefecture University

ておき、この事前データと実際に入力したときの加速度値との類似度を計算する方法である [2][3][4]。このとき入力データと最も類似している事前データのジェスチャが行われていると判定する。

ジェスチャ入力には誤判定が多いという問題点がある。誤判定が多い要因として、取得する加速度値にノイズが多いことや、ジェスチャの動作時間が毎回同じでないことなどが挙げられる。本研究ではその要因の中でも、判定対象となるジェスチャの種類が多いことに着目する。判定対象となるジェスチャの種類数は、入力操作の種類と同じ数だけ用意しなければならない。その数が多い場合、事前データをその分用意しなければならない、そのうちのどれであるかを判別することが難しくなる。

本研究では、スマートフォンの音楽プレイヤーの操作を想定し、ジェスチャを組み合わせることで、判定対象となるジェスチャの種類を制限する手法を提案する。これは、スマートフォンを振るなどの簡単なジェスチャを2つ組み合わせるもので、1つ目を操作の開始もしくは内容を決定するトリガージェスチャ、2つ目を実際の入力操作とするメインジェスチャとする。トリガージェスチャを判定した時点で、次に来るべきメインジェスチャの種類を制限することで、ジェスチャの判定精度を高めている。

5種類の入力要求を想定し、トリガージェスチャの種類によって、メインジェスチャの候補を制限しない入力パターンと制限する入力パターンを用意した。実際に加速度値を取得した実験の結果、提案手法であるメインジェスチャの候補を制限する入力パターンの方が判定失敗数を約半数ほど減らせることが分かった。

2. 関連研究

加速度センサで取得する加速度値は、高いサンプリングレートであってもノイズを多く含んでいる。ジェスチャを判定する場合、事前データと入力データのどちらもノイズを多く含むことになるため、誤判定が多く発生する。取得する加速度値にノイズが多いという問題点について、村尾らの研究では、より正確な値取得のため、加速度センサを9個使用した [5]。このとき27種類のジェスチャを認識した際の判定精度は平均62.7%であることが示されている。この研究では、ノイズによる誤判定を削減するために、取得する加速度値に対して平均値をとり続けるという方法を用いた。

同じジェスチャであっても時間や状況によって動作の速さが変わってしまう。そうすると、取得される入力データのサンプル数や加速度値が違ったものになるので、事前データとの類似度を求めることが難しくなる。ジェスチャの動作時間が毎回同じでないという問題点について、そのようなデータ間の類似度を計算するアルゴリズムとして動的時間伸縮法 (DTW:Dynamic Time Warping) があ

る [6][7][8][9]。DTWでは、2つの時連続データにおいて、時間を伸縮させることで、サンプル数や加速度値の違いを解消し類似度を計算することができる。本研究では、事前データの情報抽出に取得する加速度値に対して平均値をとり続けるという方法を、事前データと入力データとの類似度の計算にDTWを用いる。Izutaらの研究では、ジェスチャの開始時刻の認識にDTWによる類似度計算を用いた [10]。このとき入力となる時連続データにおいて、事前データとの類似度を比較することでジェスチャの入力終了を待つことなくジェスチャを判定できることが示されている。

しかしこれらの方法を用いても、判定対象となるジェスチャの種類の数が多くなった場合、判定することが難しくなる。そのような場合であっても誤判定に耐性のある手法として、本研究では、連続した二つの簡易ジェスチャの組み合わせを用いる。

3. 問題設定

本研究のねらいは、スマートフォンの加速度センサで取得した加速度値からジェスチャを判定し、それを音楽プレイヤーの入力操作とすることである。本章では、ジェスチャ入力の判定を考えるうえで想定する条件について設定する。

本問題の入力は事前データと入力データである。出力は事前データにラベル付けされたジェスチャである。入力として想定される n 個のジェスチャを G_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) とし、事前に測定した G_i の加速度データ系列を事前データ $B_i = (b_0, \dots, b_{T_i})$ とする。 T_i は事前データ B_i のサンプル数である。そして、入力データはデータ取得開始時刻 t_0 から終了時刻 t_e までの加速度データ系列 $A = (a_{t_0}, \dots, a_{t_e})$ とする。実際、加速度データ b, a は x, y, z の3軸について取得されるため、3つのパラメータを持つベクトルとなる。1つのサンプルにおいて、事前データ b および入力データ a のそれぞれのパラメータを (b_x, b_y, b_z) および (a_x, a_y, a_z) とする。

ジェスチャ入力の判定では、入力データ A と事前データ B_i との類似度が計算される。本研究では、類似度はDTWによって計算され距離 $D(A, B_i)$ として評価される。距離 D は値が小さいほど2つのデータがより類似していることを示す。よって、 $\min\{D(A, B_i), i = 1, 2, 3, \dots, n\}$ となる G_* が出力される。

本研究では、音楽プレイヤーの操作に焦点を当てることにする。操作に最低限必要な5つの入力を表1に示す。

複雑なジェスチャはユーザの負担になってしまうので、それぞれのジェスチャは簡単であるほうが好ましい。そこで、組み合わせに用いる簡単なジェスチャについて考える。スマートフォンに搭載されている加速度センサは3軸加速度センサである (図1)。各軸の方向の成分に沿った運動をするように、スマートフォンを振るジェスチャを用いる。

表1 音楽プレイヤーの操作に必要な入力

再生・一時停止
次の曲へ送る
前の曲へ戻す
音量を上げる
音量を下げる

表2に各軸に沿ったジェスチャを示す。

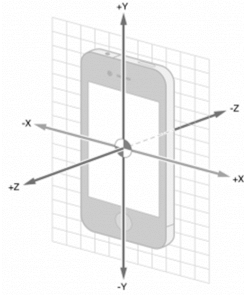


図1 スマートフォンの加速度センサ

表2 各軸におけるジェスチャ

軸	正 (+) 方向	負 (-) 方向
x 軸	右に振る	左に振る
y 軸	上に振る	下に振る
z 軸	手前に振る	奥に振る

4. 提案手法

4.1 システム構造

本研究では、入力操作となる連続した二つの簡易ジェスチャを判定するために、以下のようなシステム構造を実装する。まず、類似度計算の際に誤差となりうる部分のデータを取り除くために、事前データの情報抽出を行う。次に、入力データに対して、類似度を連続的に計算することによりジェスチャを判定する。このとき入力とするジェスチャは連続した二つの簡易ジェスチャであり、最後にトリガージェスチャとメインジェスチャの組み合わせを制限することで、誤判定を軽減したい。

- (1) 事前データの情報抽出
- (2) 入力データのジェスチャ判定
- (3) 連続ジェスチャの判定

4.2 事前データの情報抽出

DTW による類似度計算を行う際、事前データは取得開始時刻から取得終了時刻までのすべてのデータを用いる。そこには実際にジェスチャを行っていない時刻のデータも含まれるので、類似度計算の誤差となりうる。そこで、事前データから必要な情報を抽出する。そのためにはジェスチャが開始したとジェスチャが終了したことを認識す

る必要がある。認識に必要な数値として、ある時刻の総合加速度 $|b|$ を以下のように定める。

$$|b| = \sqrt{b_x^2 + b_y^2 + b_z^2} \quad (1)$$

事前データの取得開始から、総合加速度の平均値をとり続ける。ある時刻で総合加速度 $|b|$ がその直前までの平均値より α 大きい値を初めて上回ったとき、ジェスチャが開始したと認識する。よって、ジェスチャが開始した時刻を $t = s$ とすると、ジェスチャの開始を認識する条件は以下のようになる。 α はジェスチャが行われているか認識するための閾値である。

$$|b_s| > \frac{1}{s-1} \sum_{t=1}^{s-1} |b_t| + \alpha \quad (2)$$

その後、総合加速度 $|b|$ が最後に上記閾値を下回ったとき、ジェスチャが終了したとする。最後に下回ったときしたのは、ジェスチャの途中で一時的に総合加速度 $|b|$ が閾値を下回ることも考えられるためである。よって、ジェスチャが終了した時刻を $t = f$ とすると、ジェスチャの終了を認識する条件は以下のようになる。

$$|b_f| < \frac{1}{s-1} \sum_{t=1}^{s-1} |b_t| + \alpha \quad (3)$$

各事前データ B_i に対して、それぞれ s_i および f_i を求める。以下では、事前データ B は $B = (b_s, \dots, b_f)$ とする。

次に、ジェスチャにかかる時間 F を求める。各ジェスチャ G_i にかかる時間は $f_i - s_i$ によって計算できる。入力データでジェスチャを認識するときは、どのジェスチャであるか分からない状態であるので、各ジェスチャにかかる時間の最大値をジェスチャにかかる時間 F とする。

$$F = \max\{f_i - s_i, i = 1, 2, 3, \dots, n\} \quad (4)$$

実際にスマートフォンを右に振ったとき、取得した事前データの情報抽出を行った結果を図2に示す。

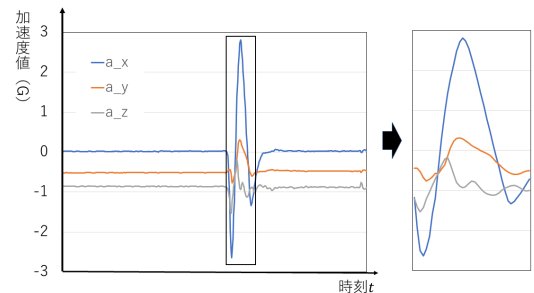


図2 事前データの情報抽出の例 (右に振る)

4.3 入力データのジェスチャ判定アルゴリズム

実際の入力データ A は時連続的に取得し続けるので、ジェスチャ入力開始したことと終了したことを認識する必要がある。現在時刻を t として、過去 F サンプルのうちにジェスチャが 1 つあるとして、 $A_t^* = (a_{t-F}, \dots, a_t)$ を抜き出し、各時刻で A_t^* と各事前データ B_i との類似度を計算する。類似度は DTW により、距離の近さで評価する。ある時刻での入力データ a と事前データ b の距離として、ユークリッド距離 d を以下のように定義する。

$$d(a, b) = \sqrt{(b_x - a_x)^2 + (b_y - a_y)^2 + (b_z - a_z)^2} \quad (5)$$

次に DTW を用いた距離の算出方法を示す。行列 dtw を考える。 dtw の各要素 $dtw[j][k]$ には以下のように定義される DTW 距離と呼ばれるものを格納する。動的計画法により $dtw[0][0]$ から $dtw[F][f_i - s_i]$ までのコストを順に求め、 $dtw[F][f_i - s_i]$ のコストが最小になるパスを求める。このときのコストはユークリッド距離 d であり、 $dtw[F][f_i - s_i]$ の値が類似度として用いる距離 $D(A_t^*, B_i)$ である。

$$dtw[0][0] = 0 \quad (6)$$

$$dtw[j][0] = \infty \text{ for } j = 1, 2, 3, \dots, F \quad (7)$$

$$dtw[0][k] = \infty \text{ for } k = 1, 2, 3, \dots, f_i - s_i \quad (8)$$

Do for $j = 1, 2, 3, \dots, F$

Do for $k = 1, 2, 3, \dots, f_i - s_i$

$$dtw[j][k] = d(a_j, b_k) + \min \begin{cases} dtw[j-1][k], \\ dtw[j-1][k], \\ dtw[j-1][k-1], \end{cases} \quad (9)$$

$$D(A_t^*, B_i) = dtw[F][f_i - s_i] \quad (10)$$

以上の方法ですべての事前データについて抜き出した入力データ A_t^* との距離 $D(A_t^*, B_i)$ を求める。

ここで、ある時刻 t において、各事前データとの距離 $D(A_t^*, B_i)$ のうち最も小さいものが候補である。しかし、抜き出した入力データ中に必ずジェスチャが行われているとは限らない。ジェスチャが行われていない場合、どの距離も似たような値をとる。そこで、最も距離の小さい事前データ B_{first} との距離が 2 番目に距離の小さい事前データ B_{second} との距離よりも明らかに小さくなったとき、そのジェスチャが開始したと認識する。そのときの条件は、以下ようになる。 $\beta (> 1)$ はジェスチャの開始時刻を認識するための閾値である。

$$\beta D(A_t^*, B_{first}) < D(A_t^*, B_{second}) \quad (11)$$

その後ジェスチャが終わると、再びどの距離も似たような値になる。上記の条件を満たさなくなったらジェスチャが終了したと認識する。そこで、ジェスチャを認識し始め

てから終わるまでの中間の時刻を $t = t_m$ として、ジェスチャの開始時刻 t_s および終了時刻 t_f を、

$$t_s = t_m - \frac{F}{2} \quad (12)$$

$$t_f = t_m + \frac{F}{2} \quad (13)$$

とする。

4.4 連続ジェスチャの判定アルゴリズム

想定される簡易ジェスチャは 6 種類なので、2 つのジェスチャを選ぶ組み合わせは 6×6 の 36 通り存在する。そのうち、音楽プレイヤーの操作に必要な 5 つの入力に割り当てられる。トリガージェスチャの役割に関して、2 種類の方式が考えられる。1 つ目のパターンは、全てのメインジェスチャに対して同一のトリガージェスチャを用いる組み合わせのみを選ぶ割り当て方で、入力パターン A とする。2 つ目のパターンは、複数のトリガージェスチャを用いる組み合わせを選ぶ割り当て方で、入力パターン B とする。入力パターン A はトリガージェスチャが入力開始の合図の意味を持ち、メインジェスチャが実際の入力内容を指している。入力パターン B では、複数あるトリガージェスチャのうち 1 つを入力した時点で既に入力内容が決まっており、メインジェスチャはその度合いを決定する。各入力パターンのジェスチャの組み合わせを表 3, 4 に示す。組み合わせは入力内容とジェスチャが直感的に結びつきやすいように決定した。表中のカッコ内は主に反応する軸の方向を示す。

表 3 入力パターン A

入力	トリガー	メイン
再生・一時停止	手前に振る (z+)	奥に振る (z-)
次の曲へ送る	手前に振る (z+)	右に振る (x+)
前の曲へ戻す	手前に振る (z+)	左に振る (x-)
音量を上げる	手前に振る (z+)	上に振る (y+)
音量を下げる	手前に振る (z+)	下に振る (y-)

表 4 入力パターン B

入力	トリガー	メイン
再生・一時停止	上に振る (y+)	手前に振る (z+)
次の曲へ送る	手前に振る (z+)	右に振る (x+)
前の曲へ戻す	手前に振る (z+)	左に振る (x-)
音量を上げる	右に振る (x+)	上に振る (y+)
音量を下げる	右に振る (x+)	下に振る (y-)

トリガージェスチャとメインジェスチャの判定はそれぞれ、4.3 節に示すようにどちらも同じ方法で行う。本研究では、トリガージェスチャとメインジェスチャの間隔を 1 秒以内として、トリガージェスチャの認識後 1 秒以内にメインジェスチャの認識があれば、そのトリガージェスチャとメインジェスチャを出力する。トリガージェスチャの認識

後1秒を超えた場合、そのトリガージェスチャはなかったものとする。また、メインジェスチャを認識する時点でトリガージェスチャの種類が判別されているので、そのトリガージェスチャに合致しないメインジェスチャが判定された場合、出力せずそのメインジェスチャを新たなトリガージェスチャとする(図3)。よって、入力パターンAでは、トリガージェスチャは1種類のみで判定しやすいが、トリガージェスチャ判定後はメインジェスチャの種類を制限していないため、メインジェスチャは5種類の中から選択しなければならない。一方、入力パターンBでは、トリガージェスチャは3種類から選択しなければならないが、トリガージェスチャ判定後はメインジェスチャの種類を制限しており、メインジェスチャは最大2種類から選択する。

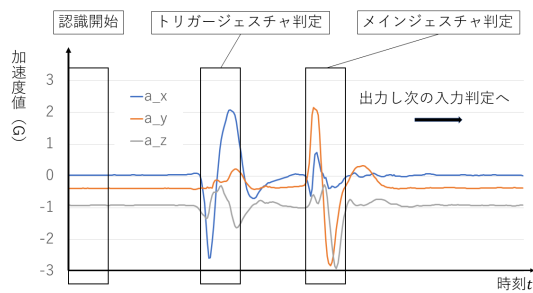


図3 入力データにおけるジェスチャ認識の様子

5. 実験

5.1 実験目的

本研究では、閾値として設定した α , β の適切な値の評価と、提案手法により判定精度が向上するか確かめることを目的として実験を行った。環境は屋内でのスマートフォンによるジェスチャ入力を想定した。本実験では比較手法として、ジェスチャの入力開始時刻および終了時刻の認識をDTWでなく総合加速度で行うもの考えた。この方式は車両エアバッグ等で用いられる基本的な判定手法で、ジェスチャ入力に適用するための改良を施した。閾値は事前データの情報抽出と同じ α を用い、判定精度の最も高くなる値を求めた。このとき求めた α の値を用いて、提案手法で判定精度の最も高くなる β の値を求めた。そして、提案手法および比較手法のそれぞれの判定精度を比較した。

5.2 実験環境

本実験では屋内でのスマートフォンによるジェスチャ入力を想定し、すべての加速度データの取得は屋内でユーザが静止し、スマートフォンを把持した状態で行った。実験機器として以下のものを用いた。

- スマートフォン iPhone8 (3軸加速度センサ内蔵: サンプリング周期 100Hz)

- 計算機 MacBook Pro (プロセッサ: 2.3GHz クアッドコア Intel Core i5, メモリ: 8GB 2133MHz LPDDR3)

5.3 実験順序

以下の順序で実験を行った。

- (1) 比較手法で α の値を変化させ、判定精度を測定した。
- (2) 比較手法で判定精度の最も高くなった α で値を固定し、提案手法で β の値を変化させ、提案手法の判定精度を測定した。
- (3) 上記2つの実験で測定した α と β の値を用いた提案手法で、トリガージェスチャの種類でメインジェスチャの種類を制限する入力パターンと、メインジェスチャの種類を制限しない入力パターンでの判定精度を比較した。

5.3.1 比較手法

提案手法との比較手法として、ジェスチャの入力開始および終了を認識する条件を、事前データの情報抽出と同様に総合加速度の平均を用いることを考える。事前データ同様、入力データに関しても、ある時刻の総合加速度 $|a|$ を以下のように定める。

$$|a| = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (14)$$

過去 F サンプルの範囲で総合加速の平均を計算する。ある時刻で総合加速度 $|a|$ がそのときの平均値より α 大きい値を初めて上回ったとき、ジェスチャが行われていると認識する。そのときの条件は、以下のようになる。

$$|a_t| > \frac{1}{F} \sum_{i=t-F}^{t-1} |a_i| + \alpha \quad (15)$$

その後、総合加速度 $|a|$ が式(15)で示す閾値を下回ったとき、ジェスチャが終了したと認識する。ジェスチャを認識し始めてから終わるまでの中間の時刻を $t = t_m$ として、ジェスチャの開始時刻 t_s および終了時刻 t_f を、

$$t_s = t_m - \frac{F}{2} \quad (16)$$

$$t_f = t_m + \frac{F}{2} \quad (17)$$

とする。

ジェスチャの種類の判別については、提案手法と同様にDTWを用いる。抜き出すデータを $A_t^* = (a_{t_s}, \dots, a_{t_f})$ として、各事前データとの距離 $D(A_t^*, B_i)$ のうち最も小さいものを出力する。

5.3.2 評価方法

事前データとして、Table 2に示したジェスチャについて、それぞれ1回ずつ取得した。提案手法および比較手法のどちらにも同一の時連続データを入力データとして与えた。入力データでは、表3, 4に示した各入力パターンで、ジェスチャを2つ組み合わせたものをそれぞれ7回ずつ

行った。入力中は各ジェスチャを行った時刻を記録し、どのジェスチャを行ったかの正解ラベルとした。各手法でのジェスチャの開始時刻 t_s から終了時刻 t_f の間に正解ラベルのある時刻があれば、正しい時刻に出力されたとした。各手法でジェスチャの判定を行い、以下の表 5、6 に示すように出力を分類しそれぞれに点数をつけた。点数の累計を実際に行ったジェスチャの回数で割り、判定精度として評価した。

表 5 出力の分類

出力の分類	出力の内容
判定成功	正しい時刻に正しい出力をした
誤認識	正しい時刻に出力をしなかった
誤判別	正しい時刻に間違った出力をした
誤判定	間違った時刻に出力をした

表 6 出力の分類と点数

出力の内容	点数
判定成功	+1
誤認識	0
誤判別	0
誤判定	-1

5.4 実験結果

5.4.1 α の値の評価

α の値を 0.1G ずつ変化させたときの比較手法の判定精度の変化は図 4 のようになった。 $\alpha=1.4G$ のとき判定精度は最大値 94.6% となった。この値が比較手法のベストパフォーマンスである。

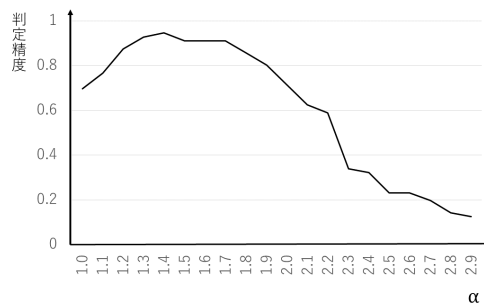


図 4 比較手法の判定精度の変化

5.4.2 β の値の評価

$\alpha=1.4G$ と固定し、 β の値を 0.1 ずつ変化させたときの提案手法の判定精度の変化は、図 5 のようになった。 $\beta=1.6$ のとき認識率は最大値 96.4% となった。 α の値が 1.4G のときの提案手法のベストパフォーマンスが明らかとなった。以上より、ジェスチャの開始時刻の認識方法について、加速度値に閾値を設ける比較手法よりも、類似度を順次比較

していく提案手法の方が高い判定精度を得られることが確認できた。

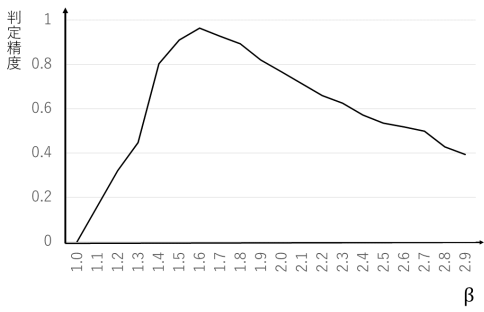


図 5 提案手法の判定精度の変化

5.4.3 各入力パターンにおける判定精度の比較

$\alpha=1.4G$ 、 $\beta=1.6$ としたときの提案手法において、トリガージェスチャの種類でメインジェスチャの種類を制限する入力パターンの判定精度は、94.3% であった。一方、メインジェスチャの種類を制限しない入力パターンでの判定精度は、97.1% であった (表 7)。判定失敗数は 49.1% 削減された。以上より、ジェスチャの組み合わせを入力とすることで判定精度が向上することが確認できた。

表 7 各入力パターンにおける判定精度

入力パターン	判定精度
パターン A	94.3%
パターン B	97.1%

6. まとめ

本研究では、スマートフォンの加速度センサを用いたジェスチャ入力において、ジェスチャの組み合わせを音楽プレイヤーの操作の入力に割り当て、DTW を利用したジェスチャの判定手法を提案した。提案手法と比較手法との比較から、加速度のみからジェスチャを認識するよりも、類似度を比較することにより認識するほうが判定精度が高いことが確認できた。また入力パターンは、トリガージェスチャの種類を増やし、それに対応するメインジェスチャの種類を制限することで判定精度が高くなることが確認できた。今後は、ノイズが多く含まれることが予想される歩行時のジェスチャを対象とした実験によって、判定精度を算出し比較したい。また、ユーザの違いによる閾値 α 、 β の最適値の議論についても行う必要があると考えている。

参考文献

- [1] 消防庁: “歩きスマホ等に係る事故に注意!”, <https://www.tfd.metro.tokyo.lg.jp/life/topics/201602/mobile.html>
- [2] Amin Rasekh, Chien-An Chen, and Yan Lu: “Human Activity Recognition using Smartphone,” *Proceedings of 2011 Fall*

CSCE666 Project Report, (2011).

- [3] XUE Yang, HU Yaoquan, and JIN Lianwen: “Activity Recognition Based on an Accelerometer in a Smartphone Using an FFT-Based New Feature and Fusion Methods”, *IEICE Transactions on Information and Systems E97.D(8)*, pp.2182–2186, (2014).
- [4] 坂口 貴司, 金森 務, 片寄 晴弘, 佐藤 宏介, 井口 征士: “加速度センサとジャイロセンサを用いたジェスチャ認識”, 計測自動制御学会論文集 33(12), pp.1171–1177, (1997).
- [5] 村尾和哉, 寺田努, 矢野愛, 松倉隆一, 西尾章治郎: “センサ内蔵型モバイル機器を用いたジェスチャ認識に関する一考察”, 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI) , pp. 1–8, (2010).
- [6] C. S. Myers and L. R. Rabiner: “A comparative study of several dynamic time-warping algorithms for connected-word recognition,” *The Bell System Technical Journal*, Volume 60, pp. 1389–1409, (1981).
- [7] Kazuya Murao, Gaku Yoshida, Tsutomu Terada, and Masahiko Tsukamoto: “Determining a Number of Training Data for Gesture Recognition Considering Decay in Gesture Movements,” *Information and Media Technologies*, Volume 10, Issue 3, pp. 449–458, (2015).
- [8] Thanawin Rakthanmanon, Bilson Campana, Abdullah Mueen, Gustavo Batista, Brandon Westover, Qiang Zhu, Jesin Zakaria, and Eamonn Keogh: “Searching and mining trillions of time series subsequences under dynamic time warping”, *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp.262–270, (2012).
- [9] 村尾和哉, 寺田努: “加速度センサの定常性判定による動作認識手法”, 情報処理学会論文誌 52(6), pp.1968–1979, (2011).
- [10] Ryo Izuta, Kazuya Murao, Tsutomu Terada, and Masahiko Tsukamoto: “Early gesture recognition method with an accelerometer”, *International Journal of Pervasive Computing and Communications*, Vol. 11, No. 3, pp. 270–287, (2015).