

卒業論文

四元数リザバーコンピューティングに基づく
偏波リモートセンシングによる
人体動作の分類

2023 年 2 月 8 日提出

指導教員　　廣瀬 明 教授
　　　　　　夏秋 嶺 准教授

電気電子工学科
03-210478 上野 俊樹

目次

1	序論	3
1.1	背景	3
1.2	目的	3
2	基本事項	4
2.1	偏波とポアンカレ球	4
2.2	四元数	5
2.3	リザバーコンピューティング	6
3	四元数リザバーコンピューティングに基づく偏波リモートセンシングの提案	8
3.1	システムの構成	8
3.2	散乱行列による送信偏波の拡張	8
3.3	四元数リザバーコンピューティング	10
4	実験・結果	12
4.1	実験手法	12
4.2	実験結果	13
4.3	今後の課題	13
5	結論	18

1 序論

1.1 背景

近年，電磁波を用いたセンシング技術は医療，セキュリティなど様々な分野において利用されている [1]. 例えば，自宅や病院にいる高齢者，患者が安全に過ごすための遠隔システムなどに応用される. 電磁波を使って非接触で生体計測を行うことで，身体の異常検知を行うものである. 可視光によるイメージングも多く使用されているが，電磁波による観測には多くのメリットが存在する.

第一に，電磁波を使用することでプライバシーを保護することができる. 身体の異常検知において，対象の観測が長期間に及ぶ. カメラでの観測は個人のプライバシー面において不快に思うものも多いだろう. その点，電磁波ではプライバシー面の問題が生じない.

第二に，電磁波による観測は，明暗によらず，また観測範囲が広い. カメラであれば，夜間の観測は困難である. また，カメラは範囲外の可視光を捉えられなかつたり，障害物があれば，その後ろの観測を行えない. 一方，電磁波であれば，障害物を回折し，見えないものの観測も可能である.

以上のように，電磁波によるセンシングは有効であるが，非接触型であるために，精度に欠けるなど，課題が残されている.

従来，ヒトの動作の分類には CNN, SOM などが用いられてきた [2][3]. CNN による動作の分類では測定回数や学習コストの増加が見られる. また，SOM は静的な信号の処理を行うため，動作のような時系列信号には向かない. そこで，時系列情報の処理に適しており，かつ学習コストの低いリザバーコンピューティングによる分類が有効であると考えられる.

1.2 目的

以上から，電磁波を用いてセンシングを行い，ヒトの動作を分類することは，医療分野，セキュリティ分野において重要である. そこで，本研究では，四元数リザバーコンピューティングを提案し，その有用性を示す.

2 基本事項

2.1 偏波とポアンカレ球

偏波の状態は、ストークスベクトル \mathbf{g} により、ポアンカレ球で表現できる。4つのストークスパラメータを g_0, g_1, g_2, g_3 とすると、

$$\mathbf{g} = \begin{pmatrix} g_0 \\ g_1 \\ g_2 \\ g_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} |E_H^r|^2 + |E_V^r|^2 \\ |E_H^r|^2 - |E_V^r|^2 \\ 2\text{Re}((E_H^r)^* E_V^r) \\ 2\text{Im}((E_H^r)^* E_V^r) \end{pmatrix} \quad (1)$$

とかける。ここで、 E_H^r は受信した偏波の水平成分、 E_V^r は受信した偏波の垂直成分である。また、 g_0 は受信した全電力、 g_1 は水平偏波成分と垂直偏波成分の電力差、 g_2 は $+45^\circ$ 偏波成分と -45° 偏波成分の電力差、 g_3 は左回り円偏波成分 (left-handed circle: LHC) と右回り円偏波成分 (right-handed circle: RHC) の電力差である。ストークスパラメータは全て実数であり、受信電力の測定から与えられる。さらに、

$$\begin{aligned} & g_1^2 + g_2^2 + g_3^2 \\ &= (|E_H^r|^2 - |E_V^r|^2)^2 + (|E_{+45^\circ}^r|^2 - |E_{-45^\circ}^r|^2)^2 + (|E_{\text{LHC}}^r|^2 - |E_{\text{RHC}}^r|^2)^2 \\ &= (|E_H^r|^2 - |E_V^r|^2)^2 + ((E_H^r)^* E_V^r + (E_V^r)^* E_H^r)^2 + (-j)((E_H^r)^* E_V^r - (E_V^r)^* E_H^r) \\ &= |E_H^r|^4 - 2|E_H^r|^2|E_V^r|^2 + |E_V^r|^4 + 4|E_H^r E_V^r|^2 \\ &= |E_H^r|^4 + 2|E_H^r|^2|E_V^r|^2 + |E_V^r|^4 \\ &= (|E_H^r|^2 + |E_V^r|^2)^2 \\ &= g_0^2 \end{aligned}$$

が成り立つので、 g_1, g_2, g_3 を g_0 で割ると、3つのパラメータから得られる座標は、単位球上の点になる。この3つのパラメータからポアンカレベクトル \mathbf{P} は以下のように得られる。

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} g_1/g_0 \\ g_2/g_0 \\ g_3/g_0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \quad (2)$$

ポアンカレベクトル \mathbf{P} は図1のようにポアンカレ球で表現できる。これは偏波の状態を視覚化するのに便利な表現方法である[4]。

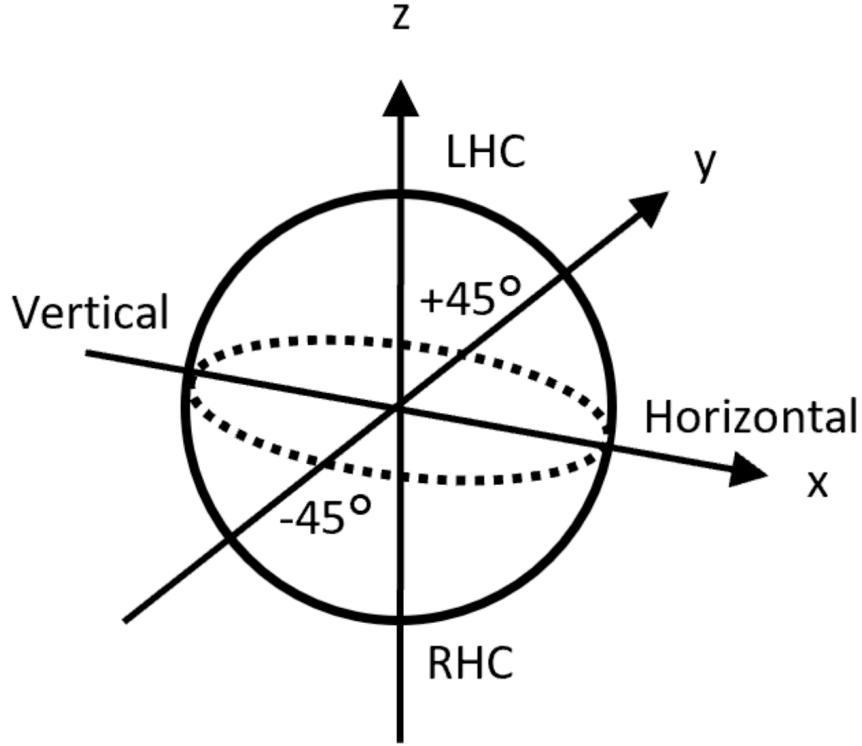


図 1: ポアンカレ球

2.2 四元数

四元数は、複素数を拡張した数である。実数 a, b, c, d 、虚数単位を i, j, k とすると、 $q = a + bi + cj + dk$ とかける。ポアンカレベクトル \mathbf{P} を四元数で扱うと、実部を 0、虚部を \mathbf{P} の要素として次のように表現できる。

$$\mathbf{q} = \begin{pmatrix} 0 \\ g_1/g_0 \\ g_2/g_0 \\ g_3/g_0 \end{pmatrix} \quad (3)$$

四元数の基底は以下のハミルトン則を満たす。

$$i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1 \quad ij = -ji = k \quad jk = -kj = i \quad ki = -ik = j \quad (4)$$

また、2つの四元数 $\mathbf{p} = (p^e, p^i, p^j, p^k)$, $\mathbf{q} = (q^e, q^i, q^j, q^k)$ 同士の計算は以下のように定

義される。

$$\text{和・差: } \mathbf{p} \pm \mathbf{q} = (p^e \pm q^e, p^i \pm q^i, p^j \pm q^j, p^k \pm q^k) \quad (5)$$

$$\text{アダマール積: } \mathbf{p} \odot \mathbf{q} = (p^e q^e, p^i q^i, p^j q^j, p^k q^k) \quad (6)$$

$$\text{内積: } \mathbf{p} \cdot \mathbf{q} = (p^e q^e + p^i q^i + p^j q^j + p^k q^k) \quad (7)$$

$$\text{外積: } \mathbf{p} \otimes \mathbf{q} = (p^e q^e - p^i q^i - p^j q^j - p^k q^k, \\ p^e q^i + p^i q^e + p^j q^k - p^k q^j, \\ p^e q^j + p^j q^e + p^k q^i - p^i q^k, \\ p^e q^k + p^k q^e + p^i q^j - p^j q^i) \quad (8)$$

$$\text{ノルム: } |\mathbf{p}| = \sqrt{(p^e)^2 + (p^i)^2 + (p^j)^2 + (p^k)^2} \quad (9)$$

四元数は3次元空間における回転と相性が良いため、ポアンカレベクトルを四元数に拡張することで学習がうまく進みやすい。

2.3 リザバーコンピューティング

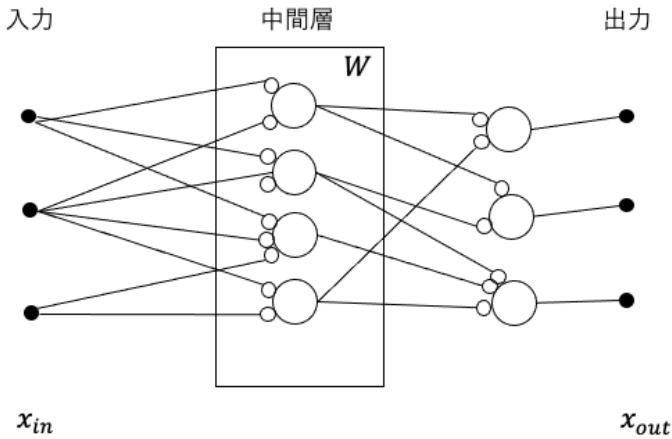


図 2: ニューラルネットワーク

リザバーコンピューティングは時系列情報処理に適した機械学習の枠組みの一つであり、学習が極めて高速であるという点が特徴である。まず、オーソドックスなニューラルネットワークについて説明する。この場合は図 2 に示すようにニューロンが層状に並んでいて信号が入力端子から出力端子に向かって一方向に流れていく。各ニューロンの入力信

号ベクトルを \mathbf{x}_{in} , そのニューロンに設定された重みを要素とする行列を \mathbf{W} , そして活性化関数を f_a とすると, 各ニューロンの出力 \mathbf{x}_{out} は次の式で決定される.

$$\mathbf{x}_{\text{out}} = f_a(\mathbf{W}\mathbf{x}_{\text{in}}) \quad (10)$$

入力端子への入力 s_{in} に対応した正解である教師データを t_{out} , ネットワークの出力層が output したデータを s_{out} とすると, t_{out} と s_{out} の平均二乗誤差が最小となるように誤差逆伝搬ですべての重み \mathbf{W} を更新していく. この更新作業が学習にあたる.

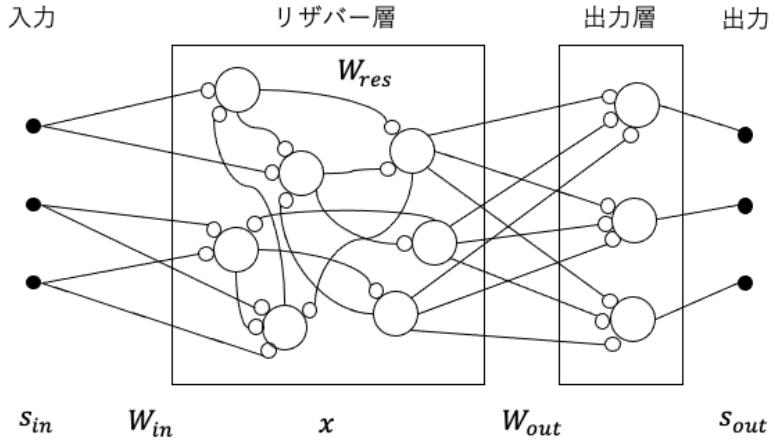


図 3: リザバーコンピューティング

一方, 図 3 に示すようにリザバーコンピューティングシステムの中間層に相当する部分は層状になっていない. また信号の流れも一方向ではなくフィードバックがかかっている. このフィードバックのため, 過去の信号の影響が残る. これが記憶を持つことに相当し, 時系列データ処理の可能性を生む. リザバーコンピューティングシステムはさらに, 入力端子信号にかかる重み \mathbf{W}_{in} と中間層相当の内部で相互にやりとりする信号にかける重み \mathbf{W}_{res} は学習によって更新されないという特徴をもつ. この中間層相当にあたる部分はリザバーと呼ばれる. 更新されるのは中間層から出力層へ信号が流れるときにかかる重み \mathbf{W}_{out} のみである.

入力層の信号を s_{in} , リザバー部の各ニューロンの出力信号を \mathbf{x} , 出力層における出力信号を s_{out} とし, 時間 t におけるリザバー部の出力信号を $\mathbf{x}(t)$ と記述すると

$$\mathbf{x}(t) = (1 - \alpha)\mathbf{x}(t - 1) + \alpha f_a(\mathbf{W}_{\text{res}}\mathbf{x}(t - 1) + \mathbf{W}_{\text{in}}s_{\text{in}}(t)) \quad (11)$$

$$\mathbf{s}_{\text{out}}(t) = f_a(\mathbf{W}_{\text{out}} \mathbf{x}(t)) \quad (12)$$

これらの式よりリザバー部の出力信号と出力層の出力信号が求められる。

$\mathbf{s}_{\text{in}}(t)$ に対応する教師データを $\mathbf{t}(t)$ とする。 t を 1 から t_{end} の範囲で考えて $\mathbf{T} = (\mathbf{t}(1), \mathbf{t}(2), \dots, \mathbf{t}(t_{\text{end}}))$ としさらに $\mathbf{X} = (\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(t_{\text{end}}))$ とすると

$$\mathbf{W}_{\text{out}} \mathbf{X} = f_a^{-1}(\mathbf{T}) \quad (13)$$

となるように \mathbf{W}_{out} を学習すればよい。すなわち

$$\mathbf{W}_{\text{out}} = f_a^{-1}(\mathbf{T}) \mathbf{X}_{\text{pinv}} \quad (14)$$

ただし \mathbf{X}_{pinv} は \mathbf{X} の擬逆行列である。これにより \mathbf{W}_{out} を更新できる。 \mathbf{W}_{in} , \mathbf{W}_{res} は更新されないので、高速な学習が期待できる。

3 四元数リザバーコンピューティングに基づく偏波リモートセンシングの提案

3.1 システムの構成

図 4 は本研究で用いるシステムのフロントエンドである。また、このシステムのブロックダイアグラムを図 6 に示す。

送信アンテナ Tx1 で垂直偏波を照射し、観測対象で散乱された偏波の垂直成分と水平成分をそれぞれ、受信アンテナ Rx1, Rx2 で同時に受信する。次に、送信アンテナ Tx2 で垂直偏波を照射し、観測対象で散乱された偏波の垂直成分と水平成分をそれぞれ、受信アンテナ Rx1, Rx2 で同時に受信する。この送受信を高速で繰り返すことで測定をする。送信アンテナの切り替えはマイクロコンピュータで制御する。得られた受信偏波は IQ 信号として得られ、ここから A/D 変換を行ったのち、ストークスペクトルなどを計算する。

使用する電磁波は 77GHz のミリ波である。ミリ波は、直進性、分解能が高いという性質がある。人体に対して無害であるため、生体に対する計測にも多く用いられている。

3.2 散乱行列による送信偏波の拡張

使用する偏波リモートセンシングシステムでは、水平偏波、垂直偏波の送受信を行っている。送受信偏波から散乱行列 $\mathbf{S} = \begin{pmatrix} S_{\text{HH}} & S_{\text{HV}} \\ S_{\text{VH}} & S_{\text{VV}} \end{pmatrix}$ は送信信号 $\mathbf{E}^t = \begin{pmatrix} E_{\text{H}}^t \\ E_{\text{V}}^t \end{pmatrix}$ と受信

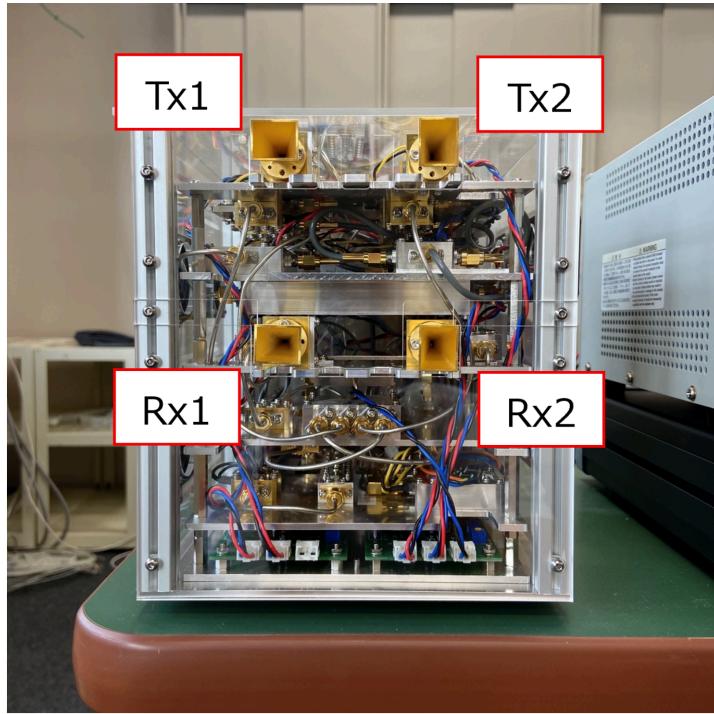


図 4: 偏波リモートセンシングシステム・フロントエンド

信号 $\mathbf{E}^r = \begin{pmatrix} E_H^r \\ E_V^r \end{pmatrix}$ について以下の関係を持つ.

$$\begin{aligned} \mathbf{E}^r &= \begin{pmatrix} E_H^r \\ E_V^r \end{pmatrix} = \mathbf{S} \mathbf{E}^t \\ &= \begin{pmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E_H^t \\ E_V^t \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (15)$$

\mathbf{S} を求めることで、水平偏波、垂直偏波以外が送信偏波であった際の受信偏波を計算により求めることができる. 今回は、送信信号として、水平偏波、垂直偏波、 $+45^\circ$ 偏波、 -45° 偏波、左回り円偏波と右回り円偏波の 6 つを考える.

$$\text{水平偏波} : \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\text{垂直偏波} : \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$+ 45^\circ \text{偏波} : \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$- 45^\circ \text{偏波} : \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\text{左回り円偏波} : \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ j \end{pmatrix}$$

$$\text{右回り円偏波} : \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ -j \end{pmatrix}$$

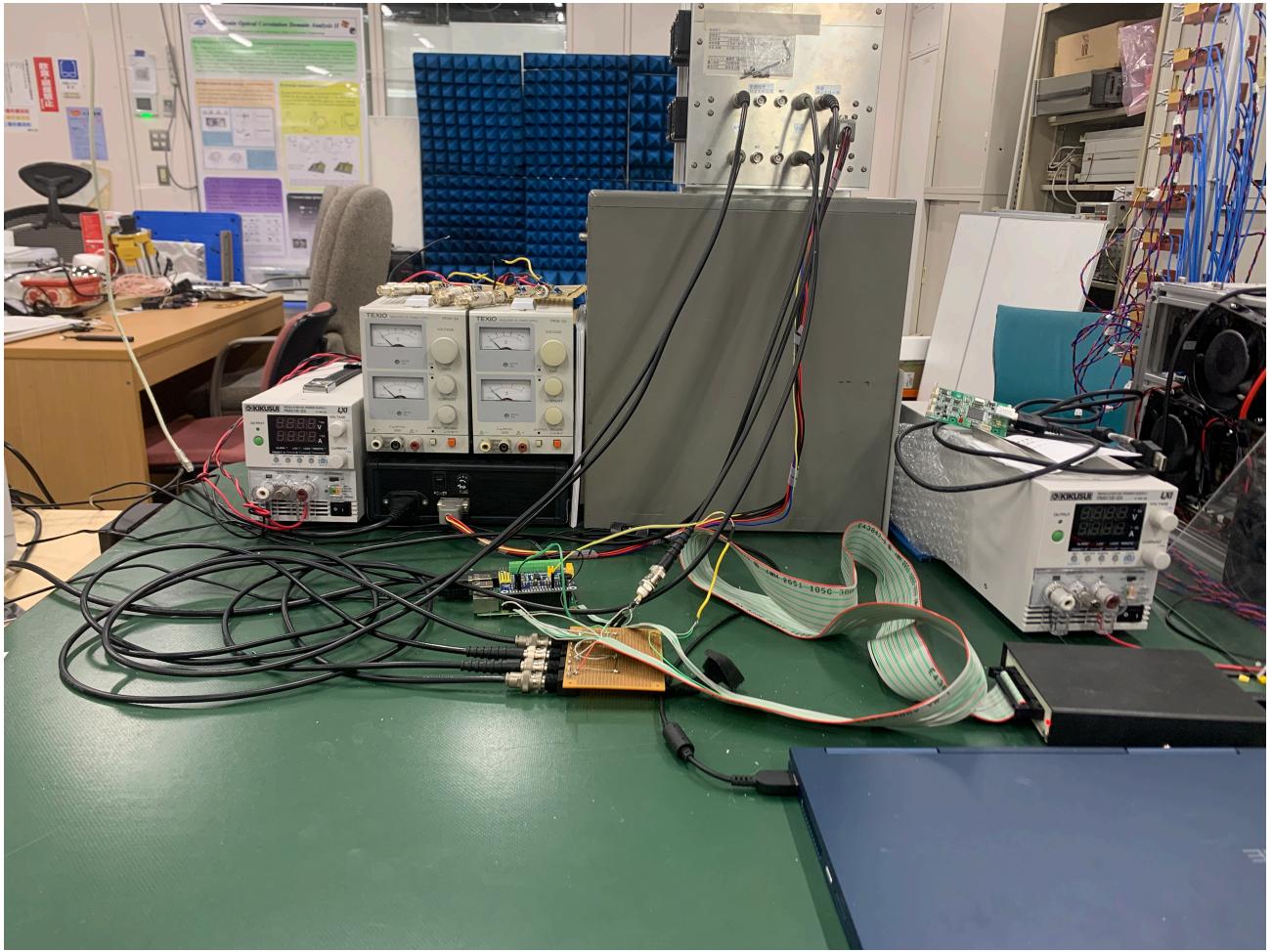


図 5: 偏波リモートセンシングシステム全体

このように、送信偏波を増やすことで、リザバーコンピューティングによる学習の正確性を向上させる。

3.3 四元数リザバーコンピューティング

まず、処理の流れを図 7 に示す。式 15 により、6 つの偏波について時系列の情報が得られる。それぞれについて、前章 2 に基づきポアンカレベクトル $p(t)$ 、四元数 $q(t)$ を求める。こうして求めた 6 つの四元数を要素にもつベクトルを入力端子への入力ベクトル

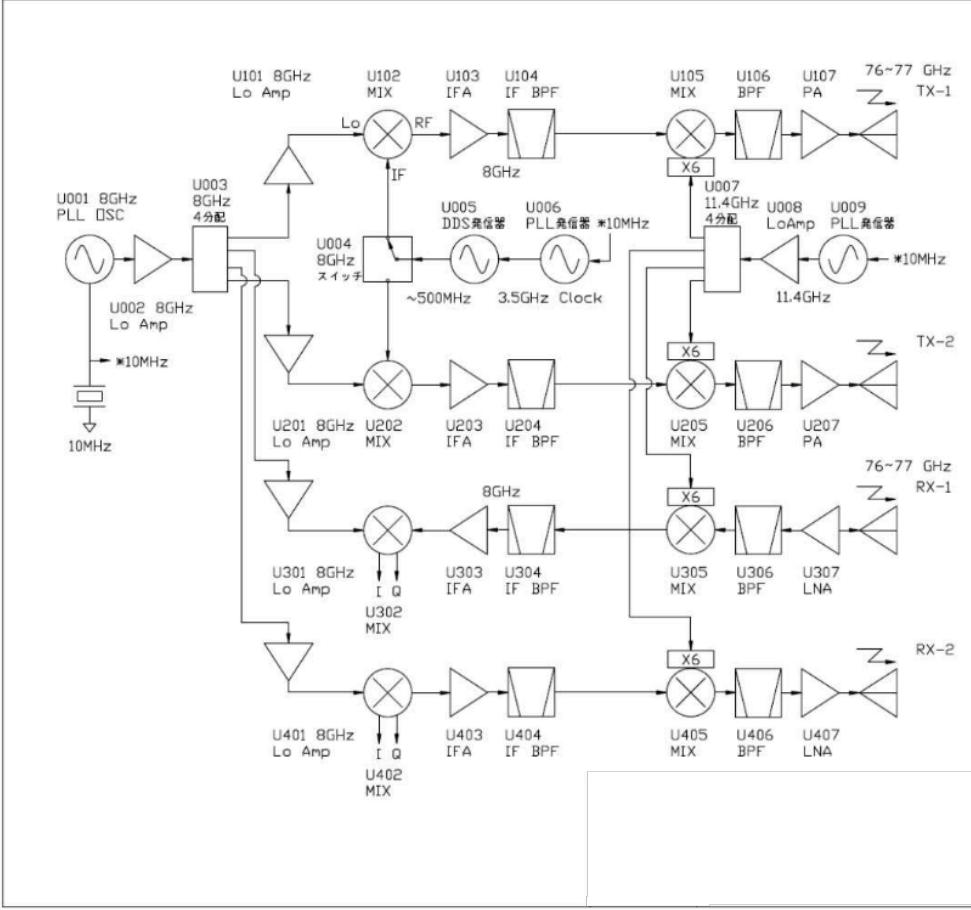


図 6: ブロックダイアグラム

$$s_{\text{in}}(t) = \begin{pmatrix} q_H(t) \\ q_V(t) \\ q_{+45^\circ}(t) \\ q_{-45^\circ}(t) \\ q_{\text{LHC}}(t) \\ q_{\text{RHC}}(t) \end{pmatrix}$$

とする。四元数を要素にもつ重み \mathbf{W}_{in} , \mathbf{W}_{res} と入力 \mathbf{x} の関係は

$$s_m = \sum_n \frac{\mathbf{w}_{mn} \otimes \mathbf{x}_n \otimes \mathbf{w}_{mn}^*}{|\mathbf{w}_{mn}|} \quad (16)$$

で表すことができる。また、活性化関数 $f(s)$ は四元数 s に対して以下のように作用する。

$$\mathbf{f}(s) = f(s^e) + f(s^i)\mathbf{i} + f(s^j)\mathbf{j} + f(s^k)\mathbf{k} \quad (17)$$

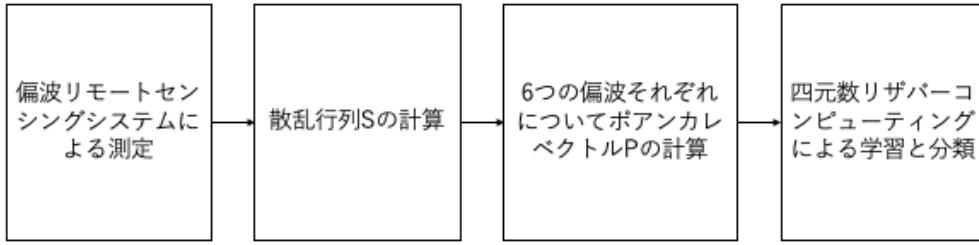


図 7: 学習・分類までの処理の流れ

式 16, 17 と式 11, 12 を用いて s_{out} を求められる。一方、四元数を要素にもつ行列は逆行列が求められないため、式 14 による \mathbf{W}_{out} の更新はできない。そのため、通常のリザバーコンピューティングとは異なる更新の方法が必要で、以下のように勾配法を用いて重みを更新する [5][6]。

$$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + k\Delta\mathbf{w} \quad (18)$$

$$\Delta\boldsymbol{\theta}_m = (\mathbf{y}_m - \mathbf{t}_m) \odot \mathbf{f}'(\mathbf{s}_m) \quad (19)$$

$$\Delta\mathbf{w}_{mn} = \frac{1}{|\mathbf{w}_{mn}|} \left[\frac{\Delta\boldsymbol{\theta}_m \cdot (\mathbf{w}_{mn} \otimes \mathbf{y}_n \otimes \mathbf{w}_{mn}^*)}{|\mathbf{w}_{mn}|^2} \mathbf{w}_{mn} - 2\Delta\boldsymbol{\theta}_m \otimes \mathbf{w}_{mn} \otimes \mathbf{y}_n^* \right] \quad (20)$$

4 実験・結果

4.1 実験手法

偏波リモートセンシングシステムを使用し、装置の前でヒトが動くことによって変化した偏波を測定した。そして、水平偏波や垂直偏波だけでなく、散乱行列 S を用いて $+45^\circ$ 偏波、 -45° 偏波、左回り円偏波と右回り円偏波を送信偏波であると仮定した際の受信偏波を計算で求めた。以上により得られた情報からポアンカレベクトル P を取得した。今

回の実験では、測定時間 60 秒のうち、前半の 30 秒で立っている状態（状態 1）、前後に歩いている状態（状態 2）、左右に歩いている状態（状態 3）の 3 つの動作状態を 10 秒ずつ行い、後半の 30 秒でも同じ順序で動作を行った。前半の 30 秒を訓練データとして用い、それをもとに後半の 30 秒の動作を四元数リザバーコンピューティングによって分類した。動作 1 では、アンテナとの距離が 50cm の位置で動作を行った（図 8）。動作 2 では、アンテナとの距離が 50cm から 3m の範囲で動作を行った（図 9）。動作 3 では、アンテナから 50cm 離れた位置を左右に 3m の幅で動作を行った（図 10）。

4.2 実験結果

4.3 今後の課題

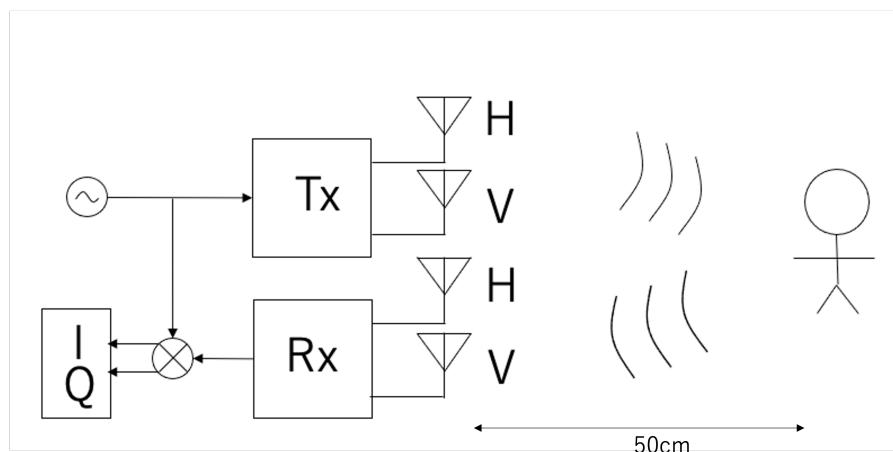


図 8: 人体動作の分類実験の状態 1

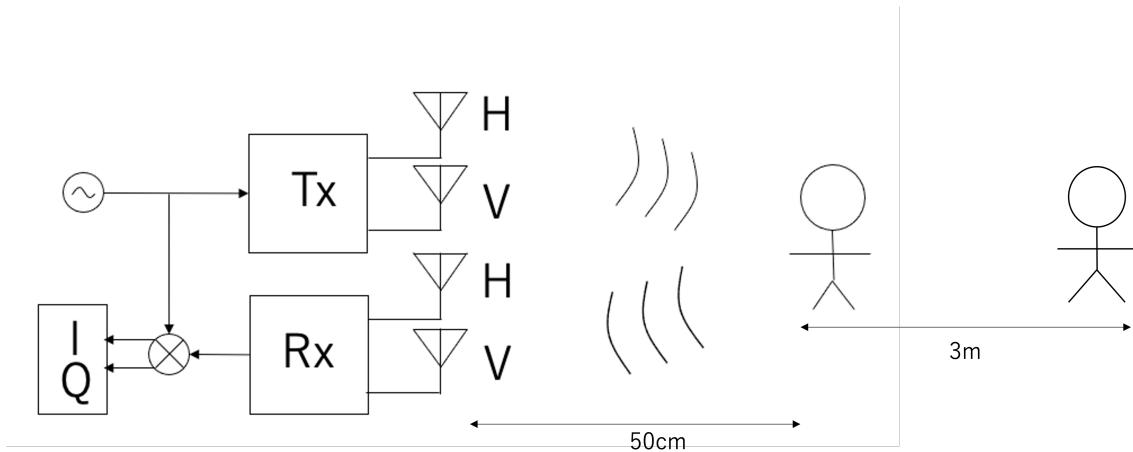


図 9: 人体動作の分類実験の状態 2

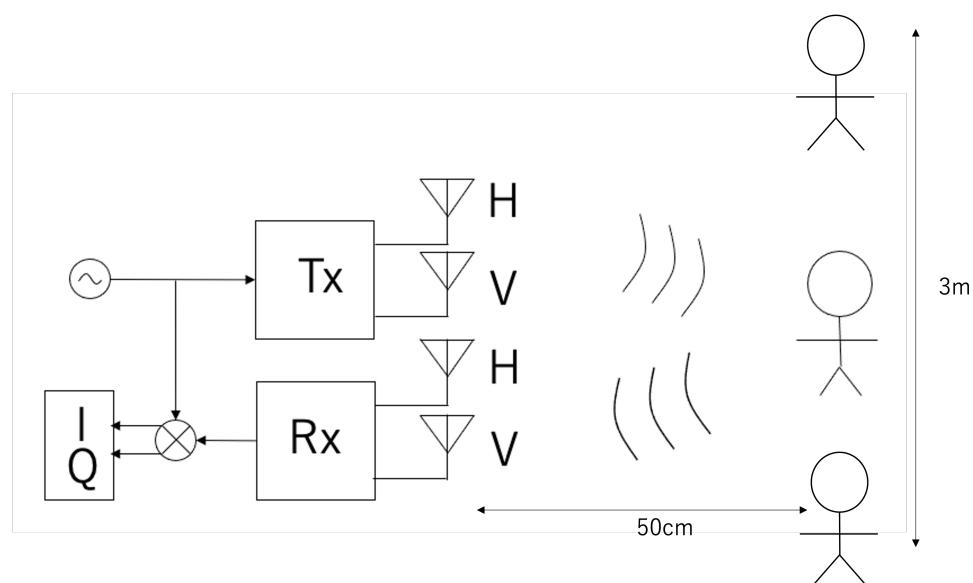
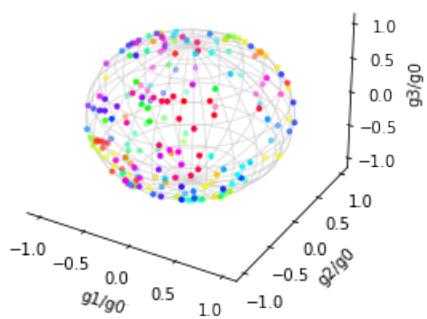
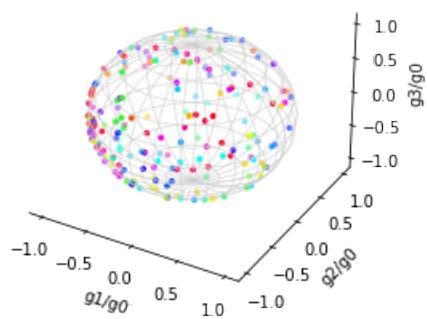


図 10: 人体動作の分類実験の状態 3

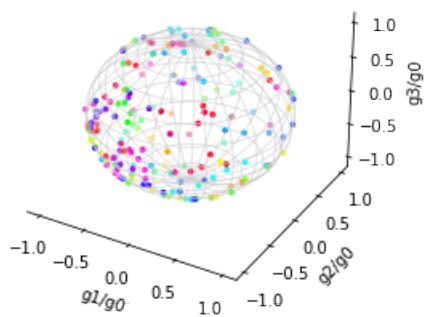
Horizontal



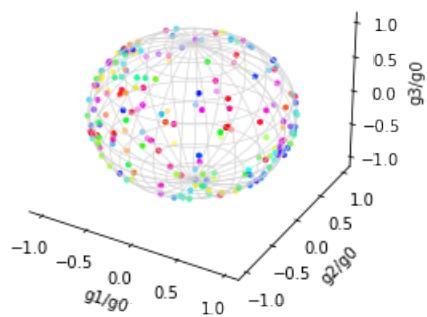
Vertical



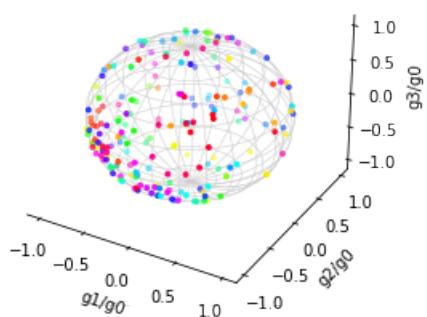
45°



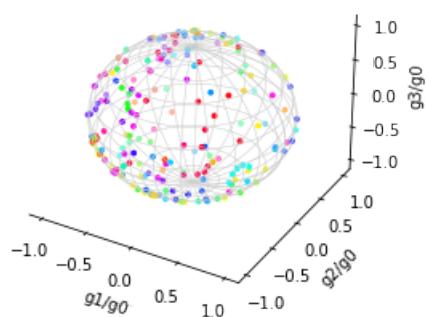
-45°



LHC



RHC



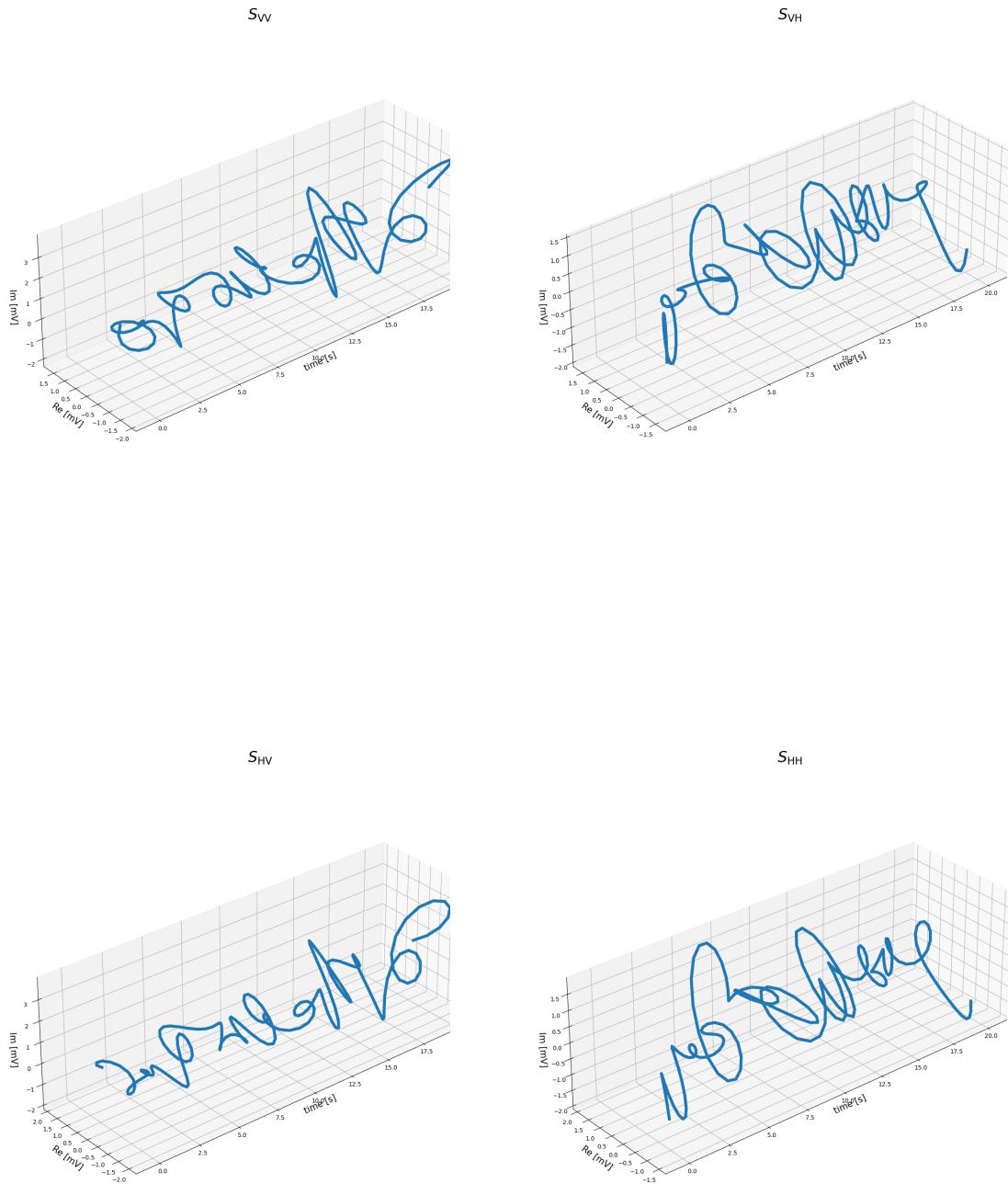


図 12: ヒトが立っている状態の IQ 信号の時間変化

	standing	up and down	walking
standing	20	19	11
up and down	12	18	20
walking	12	13	25

図 13: 分類結果

5 結論

本研究では、偏波リモートセンシングシステムを用いた人体動作の分類を提案した。観測した信号から 6 つの送信波に対する受信偏波を計算し、ポアンカレベクトルで表現した。ポアンカレベクトルを四元数に拡張したものを入力として四元数リザバーコンピューティングにより動作の分類を行った。

参考文献

- [1] B. Jokanovic, M. Amin and B. Erol, "Multiple joint-variable domains recognition of human motion," 2017 IEEE Radar Conference (RadarConf), 2017, pp. 0948-0952
- [2] Y. Kim and T. Moon, "Human Detection and Activity Classification Based on Micro-Doppler Signatures Using Deep Convolutional Neural Networks," in IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 13, no. 1, pp. 8-12, Jan. 2016
- [3] J. Owens and A. Hunter, "Application of the self-organising map to trajectory classification," Proceedings Third IEEE International Workshop on Visual Surveillance, 2000, pp. 77-83
- [4] B. T. Walkenhorst and S. Nichols, "Revisiting the Poincaré Sphere as a Representation of Polarization State," 2020 14th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP), 2020, pp. 1-5
- [5] N. Matsui, T. Isokawa, H. Kusamichi, F. Peper, and H. Nishimura, "Quaternion neural network with geometrical operators," J. Intell. Fuzzy Syst., vol. 15, no. 3/4, pp. 149-164, Dec. 2004
- [6] F. Shang and A. Hirose, "Quaternion Neural-Network-Based PolSAR Land Classification in Poincare-Sphere-Parameter Space," in IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 52, no. 9, pp. 5693-5703, Sept. 2014