

利得・位相情報を利用した人体通信チャネルの2クラス分類

～スマート認証システムへの応用に向けて～

佐々木 愛一郎*1, 坂 明憲*2

Binary Classification of Human-body Communication Channels Based on Gain and Phase Information (Toward Applications to Smart Identification Systems)

Ai-ichiro SASAKI *1 and Akinori BAN*2

Human body communication (HBC) is expected as a technology that can realize smart personal identification systems where users do not have to touch with IC cards. The most severe problem of the HBC technology is that an outsider walking in the vicinity of the identification systems is often misidentified. A feasible approach to this problem is to classify signals sent from the user and outsider by a receiver located in the system. In our previous study, it was demonstrated that the transfer function of the HBC channel $H(f)$ can be utilized as feature vectors for classifying the received signals. However, the previous study was based only on its gain information $|H(f)|$. Therefore, it is expected that the classification accuracy will be further improved by using both the gain and phase information, i.e., $|H(f)|$ and $\arg\{H(f)\}$. To validate this expectation, we investigated the classification accuracy obtained with feature vectors composed of the gain and phase information. As expected, it was demonstrated that the classification accuracy is certainly improved by utilizing both $|H(f)|$ and $\arg\{H(f)\}$.

Keywords: Earth, electric fields, EO/OE converter, human body communication, machine learning, nearest neighbor method

1. はじめに

近年ではICカードやスマートフォンなどの携帯端末を利用した認証システムが普及しているが、端末をカバンやポケットから取り出してリーダにかざすという動作は依然として必要である。我々は究極的にスマートな認証システムを実現するための技術として人体通信⁽¹⁾に着目し、携帯端末をかざす必要のないウォークスルー認証への応用を目的とした人体通信の研究を行ってきた⁽²⁻⁵⁾。また人体通信の研究は、個人認証に限らず様々な目的のために世界中で行われている^(6,7)。

人体通信の主要な方式は、galvanic coupling 方式^(8,9)と capacitive coupling 方式^(10,11)に大別されるが、我々は後者を採用している。この capacitive coupling 方式では、人体近傍に発生させた電界によって通信チャネルが形成されるため、第三者が人体通信系に近づくと、第三者をも含

めた通信チャネルが意図せず形成されてしまう。このような意図しない通信チャネルが形成されることにより、第三者が誤認証されるといったセキュリティ上の問題が引き起こされる。この問題に対する有望なアプローチは、認証システムに設置された受信機に到達した信号が、「ユーザが送信したもののなのか？もしくは第三者が誤送信したもののなのか？」を識別することであり、これは2クラス分類問題とみなすことができる。

このような分類問題を解く手段として、我々は人体通信チャネルの伝達関数 $H(f)$ を特徴ベクトルとして利用した機械学習法を提案し、その有効性を実証した^(2,3)。ただし伝達関数 $H(f)$ は複素数値をとるものであるが、我々がこれまでに行った検討は、 $H(f)$ そのものではなく、その利得情報 $|H(f)|$ を用いたものであった。そのため伝達関数の位相情報 $\arg\{H(f)\}$ が識別精度に与える影響は未検討であ

原稿受付 2023年10月10日

*1 近畿大学工学部電子情報工学科 准教授 (〒739-2116 東広島市高屋うめの辺1番)

E-mail aisasaki@hiro.kindai.ac.jp

*2 近畿大学大学院システム工学研究科 (〒739-2116 東広島市高屋うめの辺1番)

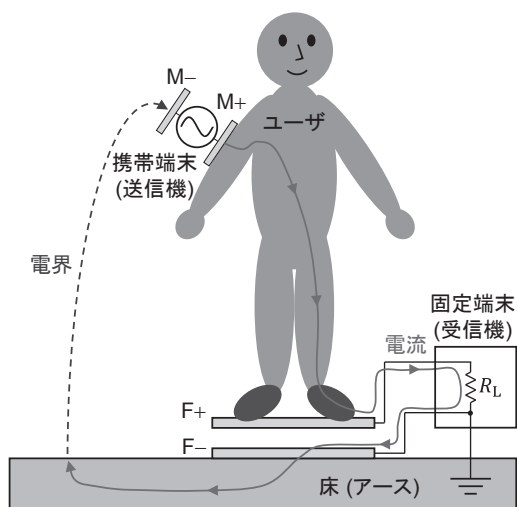


図 1. 人体通信チャネルの概念(正常チャネル)

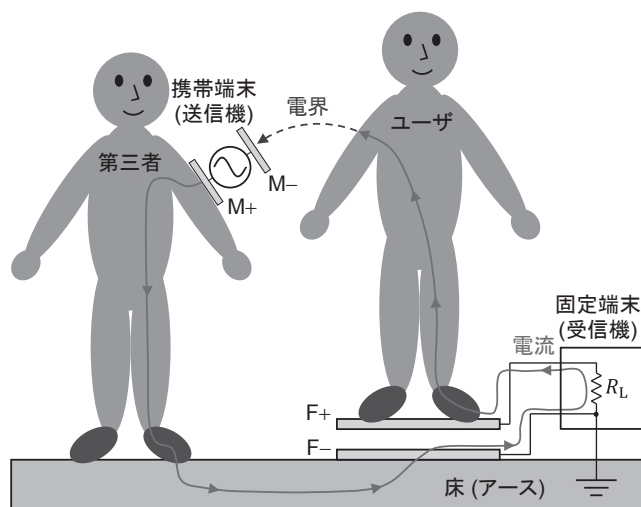


図 3. 人体通信チャネルの概念(異常チャネル)

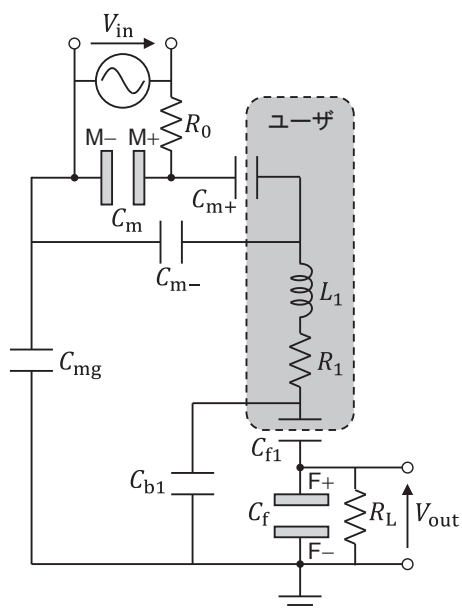


図 2. 人体通信チャネルの等価回路(正常チャネル)

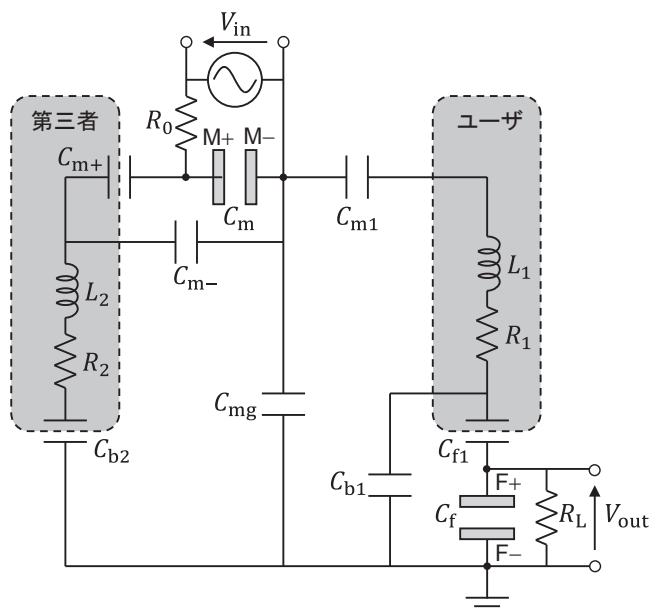


図 4. 人体通信チャネルの等価回路(異常チャネル)

ったが、利得情報と位相情報を併用することにより、識別精度をさらに向上できると考えるのが自然である。そこで本論文では、 $H(f)$ の利得・位相情報を特徴ベクトルとして利用した2クラス分類の検討結果について報告する。

2. 人体通信の原理

人体通信の概念を図 1 に示す。携帯端末(送信機)の電極(M+, M-)間に、送信機で発生した電圧(データ信号) V_{in} を印加する。人体は靴や衣服などの誘電体で覆われた導体とみなせるため、ユーザが送信機を身に付けると、人体内部に伝導電流(交流)が流れる。送信機を携帯したユーザが床電極(F+, F-)に乗ると、人体と F+ がコンデンサを形成し、F+ と F- の間に受信電圧 V_{out} が発生する。したがって床電極間に発生した V_{out} を、認証システムに設置された

固定端末(受信機)で検出することにより、データ信号の受信が可能となる。

F+ と F- の間に V_{out} が発生すると、F- を介して大地に電流が流れる。他方、携帯端末の M- は大地とコンデンサを形成しているため、この間には電界(変位電流)が発生し、電流経路が閉ループをなす。図 1 に示したこのような通信チャネルを正常チャネルと呼ぶこととし、その等価回路を図 2 に示す。

前章で述べたセキュリティ上の問題を抱えた通信チャネルを異常チャネルと呼ぶこととし、その概念と等価回路をそれぞれ図 3 と 4 に示す。ここでは、ユーザが床電極上に立ち、携帯端末を所持した第三者がユーザの近傍に立っている状況を想定している。この場合、第三者は床電極上には存在していないため、第三者を含めたチャネル

ルが形成されるのは好ましくない。実際、(もしユーザが床電極上に存在しなければ)、第三者を含めたチャンネルが形成されることはない。しかし床電極上に人体が存在すると、床電極上に存在しない第三者を含めた通信路が意図せず形成されてしまうため、(床電極上に乗っていない)第三者が誤認証されるという問題が発生する。

3. 本研究のアプローチ

異常チャンネルの発生はむしろ好ましくないが、第三者の動きをコントロールするのは不可能なので、異常チャンネルの発生自体は不可避と考えられる。この場合に有効なのは、異常チャンネルを介して届いた第三者からの信号と、正常チャンネルを介して届いたユーザからの信号を、固定端末側で識別するアプローチである。仮に異常チャンネルが発生したとしても、異常チャンネルを介して届いた第三者からの信号を識別することができれば、認証プロセスを停止するなどして誤認証を避けることは可能である。

携帯端末が送信した信号は固定端末で受信されるが、この信号は通信チャンネルの物理的な状態を反映したものとなる。したがって固定端末で受信した信号を分析することで、その信号が床電極上のユーザから届いたものなのか、もしくは床電極外の第三者から届いたものなのか、識別できる可能性がある。

このような考えのもと我々は、次式で定義される人体通信チャンネルの伝達関数 $H(f)$ を特徴量として利用し、チャンネル状態(正常/異常)を識別する方法を提案した⁽²⁾⁽³⁾。

$$H(f) \triangleq \frac{V_{\text{out}}(f)}{V_{\text{in}}(f)} \quad (1)$$

ここで $V_{\text{in}}(f)$ と $V_{\text{out}}(f)$ はそれぞれ送信信号と受信信号のFourier変換を表す。 $H(f)$ は受信信号そのものではないが、例えば短パルスのような広帯域信号を送信信号として利用すれば $V_{\text{in}}(f) \approx \text{const.}$ とみなせるので、

$$H(f) \propto V_{\text{out}}(f) \quad (2)$$

が成り立ち、 $V_{\text{out}}(f)$ と $H(f)$ は等価であることがわかる。したがって $H(f)$ を利用して正常/異常のチャンネル識別を行うことは妥当と考えられる。

正常/異常チャンネルは図2と図4に示すように伝送経路が物理的に異なるので、伝達関数を形式的に以下のように表すことができる。

$$H_o(f) = H_o(f; R_o, R_1, R_L, C_{b1}, C_f, C_{f1}, C_m, C_{m1}, C_{m-}, C_{mg}) \quad (3)$$

$$H_e(f) = H_e(f; R_o, R_1, R_2, R_L, C_{b1}, C_f, C_{f1}, C_m, C_{m1}, C_{m2}, C_{m+}, C_{m-}, C_{mg}) \quad (4)$$

ここで H_o と H_e はそれぞれ正常/異常チャンネルの伝達関数を表す。 $H_o(f)$ と $H_e(f)$ は異なるパラメータを含むため、チャンネル識別に役立つ情報を有していると考えられる。

我々がなすべきタスクは、固定端末で受信した未知の信号から $H(f)$ を計算し、それを $H_o(f)$ と $H_e(f)$ に正しく分類(識別)することである。これは典型的な2クラス分類問題であるが、我々はこのような問題に対する機械学習のアプローチの有効性を示してきた⁽²⁾⁽³⁾。ただしこれまでに行われた検討は、 $H(f)$ の利得情報である $|H(f)|$ を特徴ベクトルとして用いた場合についてであり、位相情報 $\arg\{H(f)\}$ は考慮されていなかった。ただし以下の関係が成立する。

$$H(f) = |H(f)| \exp[j \cdot \arg\{H(f)\}] \quad (5)$$

そこで今回我々は、 $H(f)$ に含まれた全情報を活用するために、 $|H(f)|$ と $\arg\{H(f)\}$ の双方を特徴ベクトルとして利用した場合のチャンネル識別精度について検討した。

4. 人体通信チャンネル伝達関数 $H(f)$ の測定

人体通信に限らないが、ICカードやスマートフォンなどの携帯端末はAC電源ではなくバッテリーで動作する。そのため携帯端末のGNDはアースから絶縁されており、つまりフローティング状態であることに注意する必要がある。携帯端末のGNDは図1~4のM-に相当するが、携帯端末のGNDがアースから絶縁されている事実は、図2および4の C_{mg} で表現されている。

チャンネル伝達関数を実験的に評価する際には、携帯端末を模擬した電極対(M+とM-)に電圧信号を印加し、固定端末側で信号を受信することになる。人体通信においては、携帯端末のGND(つまりM-)がフローティング状態にあるということが本質的に重要であり、伝達関数进行评估する際にはM-をフローティング状態に維持する必要がある。このことは、例えば図2と4のモデルから容易に理解できる。例えばM-がアースされると C_{mg} が無効となり、したがって等価回路が変化してしまうことがわかるであろう。このように変化した等価回路はもはや人体通信チャンネルの特性を正しく反映していない。

こうした問題を避けるための1つの方法は、バッテリー駆動可能な信号源を利用して評価実験を行うことである。しかし評価フェーズにおいては、最適な信号条件を試行錯誤で見出す必要がしばしば発生し、一般に機能が劣るバッテリー駆動発振器では最適条件を実現するのが困難である場合が多い。

そこで我々は、機能が豊富なAC電源駆動のファンクションジェネレータ(FG)を利用して評価実験を行うため、FGとEO/OEコンバータ(Electrical-to-Optical/Optical-

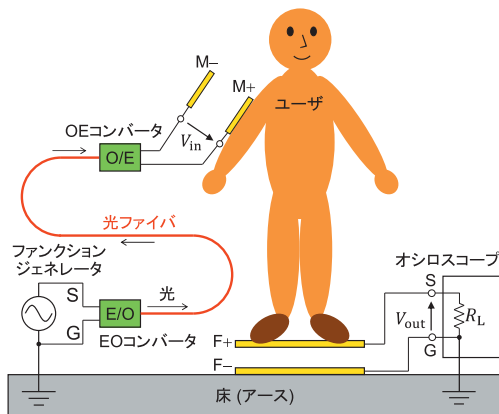
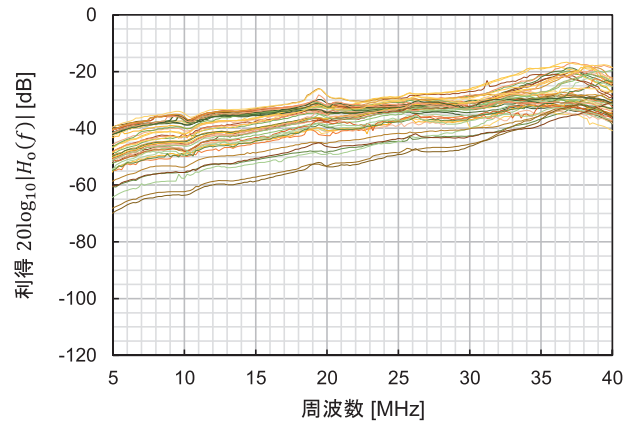


図 5. EO/OE コンバータを利用した正常チャンネル伝達関数の評価系



(a) 利得特性

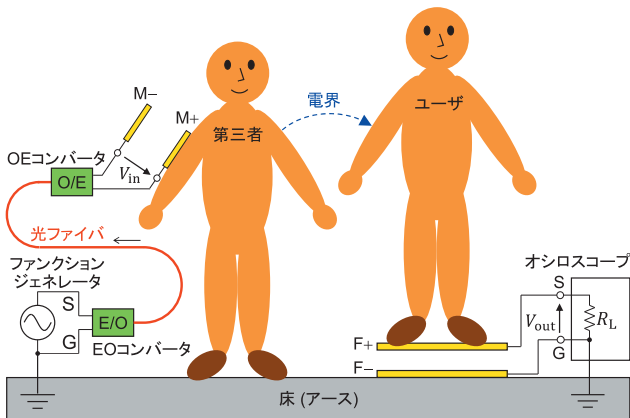
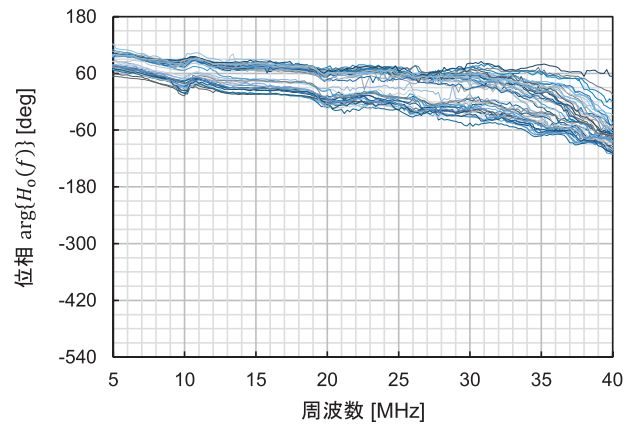


図 6. EO/OE コンバータを利用した異常チャンネル伝達関数の評価系



(b) 位相特性

図 7. 正常チャンネル伝達関数 $H_0(f)$ の測定結果

to-Electrical converter)を併用した⁽²⁾⁽³⁾. FG と EO/OE コンバータを利用した人体通信チャンネル伝達関数の評価系を図 5(正常チャンネル)と図 6(異常チャンネル)に示す. FG で生成した電圧信号は EO コンバータで光信号(強度変調光)に変換された後, 光ファイバ内を伝搬して OE コンバータに到達する. OE コンバータは受信した光信号を電気信号に逆変換し, FG で生成された信号のレプリカを携帯電極対に印加する. 仮に FG を携帯電極対に直接接続すると, FG の GND を介して M- がアースされるため, 携帯端末はフローティング状態に維持されなくなる. しかし EO/OE コンバータを用いた場合には, M- とアースは光ファイバによって電氣的に絶縁されるため, M- はフローティング状態に維持される.

本評価実験では, FG の周波数を 5MHz~40MHz まで 200kHz ごとに変化させながら, その都度オシロスコープで受信電圧波形を計測し, 各周波数における計測波形から利得と位相を抽出して $H(f)$ を取得した.

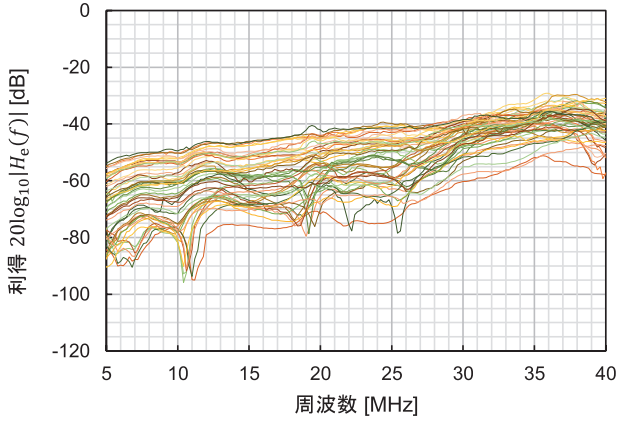
様々な条件下で取得した $H_0(f)$ と $H_e(f)$ のデータをそれぞれ図 7 と 8 に示す. ただし $H_0(f)$ と $H_e(f)$ のサンプル数

は同一の 48 個とした. 図 7 と 8 を見比べると, 利得・位相とも正常チャンネルでは滑らかな特性を示し, 異常チャンネルでは大きく変動する傾向が強いことがわかる. また位相情報においては, 利得情報に比べて正常/異常の差異が大きく表れており, $H(f)$ のクラス分類に位相情報を利用することの有効性を示唆している.

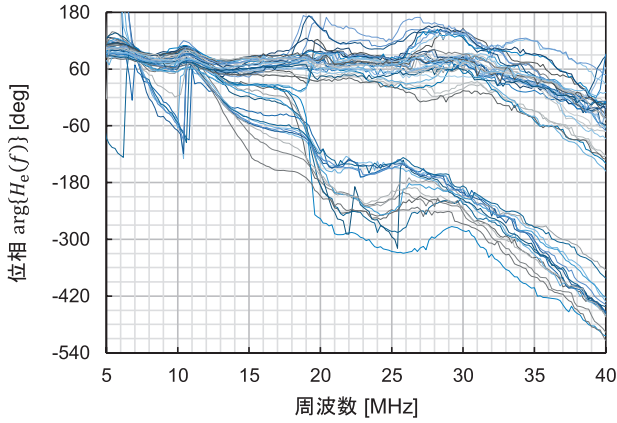
図 7 と 8 を見る限りは, 未知の $H(f)$ を正しく分類することは容易に見えるかもしれない. しかし, 今回取得したデータの中からサンプルを抜粋した図 9 が示すように, $H_e(f)$ と $H_0(f)$ が酷似している場合もあり, 識別は必ずしも容易でないことがわかる.

5. k 近傍法を利用したチャンネル識別

これまでの我々の検討では, シンプルな機械学習アルゴリズムとして知られている k 近傍法(k -nearest neighbor method)がチャンネル識別に有効であることがわかっている. そこで今回の検討においても, k 近傍法を利用して正常/異常のチャンネル識別を試みた. k 近傍法の詳細



(a) 利得特性



(b) 位相特性

図8. 異常チャンネル伝達関数 $H_e(f)$ の測定結果

については参考文献^{②③}を参照されたい。

実験的に取得した $H_o(f)$ と $H_e(f)$ のデータ列を特徴ベクトルとみなし、それぞれ $\mathbf{o}^{(n)}$ 、 $\mathbf{e}^{(n)}$ と表す。 k 近傍法の実行にあたっては、以下の形式のデータを利用した。

$$\mathbf{o}^{(n)} = (a_1^{(n)}, a_2^{(n)}, \dots, a_{176}^{(n)}; \theta_1^{(n)}, \theta_2^{(n)}, \dots, \theta_{176}^{(n)}) \quad (6)$$

$$\mathbf{e}^{(n)} = (b_1^{(n)}, b_2^{(n)}, \dots, b_{176}^{(n)}; \phi_1^{(n)}, \phi_2^{(n)}, \dots, \phi_{176}^{(n)}) \quad (7)$$

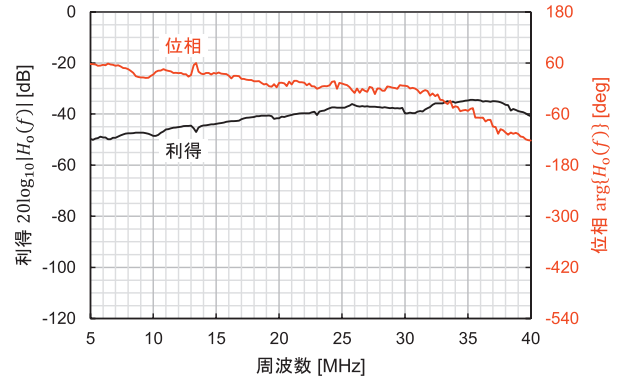
$$a_i^{(n)} [\text{dB}] \triangleq 20 \log_{10} |H_o^{(n)}(f_i)| \quad (8)$$

$$b_i^{(n)} [\text{dB}] \triangleq 20 \log_{10} |H_e^{(n)}(f_i)| \quad (9)$$

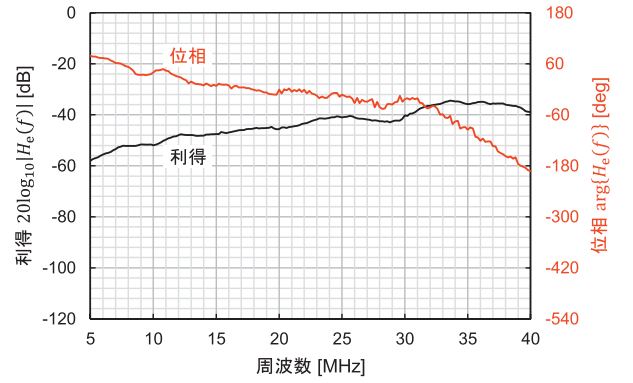
$$\theta_i^{(n)} [\text{deg}] \triangleq \arg\{H_o^{(n)}(f_i)\} \quad (10)$$

$$\phi_i^{(n)} [\text{deg}] \triangleq \arg\{H_e^{(n)}(f_i)\} \quad (11)$$

ここで n はサンプルを指定する整数($1 \leq n \leq 48$)である。



(a) 正常チャンネル伝達関数 $H_o(f)$



(b) 異常チャンネル伝達関数 $H_e(f)$

図9. 正常/異常チャンネルの伝達関数が酷似している例

表1. チャンネル識別精度の評価結果

k	識別精度 [%]	
	$ H(f) $ のみ使用	$ H(f) $ と $\arg\{H(f)\}$ を併用
1	91	97
3	85	90
5	86	91
7	84	89
9	80	81

また i は周波数を指定する整数($1 \leq i \leq 176$)であり、 $i = 1$ は5 MHz、 $i = 176$ は40 MHzに対応する。

k 近傍法による識別精度(accuracy)の評価にあたっては、2分割交差検証を行った。検証結果を表1に示す。識別精度の最高値は97%であり、チャンネル伝達関数の利得 $|H(f)|$ と位相 $\arg\{H(f)\}$ の情報を併用することで、確かに識別精度が向上することを実証した。また参考文献^{②③}に報告されているように、人体通信チャンネルの識別には $k = 1$ 、つまり最近傍法が最適であることを再確認した。

6. まとめ

人体通信チャネル伝達関数 $H(f)$ の情報を利用し、正しいユーザから送信された信号と第三者から送信された信号を受信機側で識別する手法を提案した。本検討では k 最近傍法を用いて $H(f)$ の2クラス分類を行い、 $H(f)$ の利得と位相の情報を併用した場合には、利得情報のみを利用した場合に比べて識別精度が向上することを確認した。また参考文献⁽²⁾⁽³⁾で報告されている通り、本用途においては $k = 1$ 、つまり最近傍法が最適であることを再確認した。本研究で得られた成果は、人体通信が抱えるセキュリティ問題の解決に向けた重要なステップである。

本検討では機械学習に用いたデータに対して前処理を行わなかったが、効果的な前処理法⁽²⁾⁽³⁾が提案されており、位相情報に対する前処理の効果を今後検証する必要がある。また今回用いたデータサンプル数は必ずしも十分とは言えず、より多くのデータを用いた検証も待たれる。さらに実用的な観点からは、使用周波数帯(本検討では5–40 MHz)の狭窄化も今後の重要な課題である。

謝辞

本研究はサタケ技術振興財団の助成を受けたものです。

参考文献

- (1) T. G. Zimmerman, “Personal area networks: Near-field intrabody communication,” *IBM Syst. J.*, vol. 35, nos. 3/4 (1996), pp. 609–617.
- (2) A. Sasaki and A. Ban, “Nearest neighbor classification of binary channel states for secure human body communication,” *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 71 (2022), Art. no. 2519314.
- (3) 佐々木愛一郎, 坂明憲, “最近傍法を利用した人体通信チャネル識別”, 信学技報, PEM2022-02, pp. 5–16, 第1回光応用電磁界計測研究会, 2022年7月15日, 機械振興会館.
(<https://researchmap.jp/aisasaki/misc/36994078>)
- (4) A. Sasaki *et al.*, “Signal-to-noise ratio analysis of a noisy-channel model for a capacitively coupled personal area network,” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 61, no. 1 (2013), pp. 390–402.
- (5) A. Sasaki, M. Shinagawa, and K. Ochiai, “Principles and demonstration of intrabody communication with a sensitive electrooptic sensor,” *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 58, no. 2 (2009), pp. 457–466.
- (6) W. J. Tomlinson *et al.*, “Comprehensive survey of galvanic coupling and alternative intra-body communication technologies,” *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 21, no. 2 (2019), pp. 1045–1164.
- (7) D. Naranjo-Hernández *et al.*, “Past results, present trends, and future challenges in intrabody communication,” *Wireless Commun. Mobile Comput.*, vol. 2018 (2018), Art. no. 9026847.
- (8) W. J. Tomlinson *et al.*, “Body-guided galvanic coupling communication for secure biometric data,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 18, no. 8 (2019), pp. 4143–4156.
- (9) W. K. Chen *et al.*, “Design of galvanic coupling intra-body communication transceiver using direct sequence spread spectrum technology,” *IEEE Access*, vol. 8 (2020), pp. 84123–84133.
- (10) M. S. Wegmueller *et al.*, “Signal transmission by galvanic coupling through the human body,” *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 59, no. 4 (2010), pp. 963–969.
- (11) Ž. Lucev, I. Krois, and M. Cifrek “A capacitive intrabody communication channel from 100 kHz to 100 MHz,” *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 61, no. 12 (2012), pp. 3280–3289.