

MHC 技術を用いた非侵襲型血糖値測定器の開発

竹内 僚† 長尾 和彦†

弓削商船高等専門学校†

1. はじめに

世界の死亡原因 TOP10 に糖尿病がある。WHO は世界の成人の 4 億 2200 万人が糖尿病と発表した^[1]。一方、平成 26 年の日本における糖尿病患者数は 316 万 6000 人で、これは 3 年前の調査結果よりも 46 万 6000 人増加している。また、糖尿病が強く疑われる者の人数は平成 9 年から現在に至るまで増加しており^[2]、今後も糖尿病患者が増加すると予測されている。糖尿病患者の治療は、健常者と同程度の状態を保つことや、合併症を防ぐこと、合併症の悪化を防ぐことを目的として管理を行う。また、糖尿病管理の際は継続的に血糖値を測定しなければならない。

現在、血糖値を家庭で測定できる血糖自己測定器が市販されている。これを用いることで、血糖値を確認することができる。しかし現在の血糖自己測定器は、指先から血液サンプルを針で取り測定を行う。そのため、様々な問題が発生している。まず、針を用いて測定を行うため、痛みが伴い、測定のたびに患者にストレスがかかる。また、針や試験紙は使い捨てのためコストがかさむ、採血する際に感染症を引き起こす可能性がある。これらの問題を解決できる測定器は非侵襲血糖測定器と呼ばれており、現在実用化されたものは存在しない。

非侵襲血糖測定法の理論は以前から研究が進められてきた。先行研究では光学的手法^[3]や、温度を用いた方法^[4]により血糖測定を試みていた。光学的手法の場合、電源を除いても 20×10×5cm の大きさとなる。それに対し、温度を用いた方法であれば、ウェアラブル端末へ搭載可能な小型測定器開発が可能である。この方法は Metabolic Heat Conformation (MHC) 理論と呼ばれており、体内のブドウ糖濃度と人体から放出される熱量が相関があることを基にした理論である。

そこで本研究では、医療用途及び一般家庭でも使用できる非侵襲血糖測定器の開発を目標とす

る。我々の先行研究^[5]として、MHC 技術を用いた簡易的な非侵襲血糖測定器の開発及び精度調査を行った。本論文では、ニューラルネットワークを用いた血糖値の予測手法の提案と精度比較について報告する。

2. 理論

Stephcnie ら^[4]によると、非侵襲血糖測定を行う際の適切な測定部位は、皮膚、前腕、手首、耳たぶ、指先である。また、MHC 理論に必要なパラメータは熱放射、熱対流である。熱放射は、シュテファン・ボルツマンの法則により測定可能であり、以下のように求められる。

$$hr = \rho \times \sigma \times (Ts^4 - To^4) \quad (1)$$

ここで hr (W/m^2) は熱放射、 ρ は皮膚表面の反射係数、 σ はシュテファン・ボルツマン定数、 To ($^{\circ}C$) は周囲温度の測定値、 Ts ($^{\circ}C$) は表面温度の測定値である。また、熱対流は次のように求められる。

$$hc = h \times (Ts - To) \quad (2)$$

ここで、 hc (W/m^2) は熱対流、 h は熱伝達係数である。

先行研究^[5]では、式(1)(2)と既存の血糖値計で測定した血糖値を基に線形回帰分析を行い、血糖値の予測式を算出した。その結果から ISO 規格の Error Grid Analysis (EGA) 法による精度調査を行ったところ、日常生活で使用できる精度であることが確認された。しかし、医療用途で使用できるほどの精度ではない。

そこで、ニューラルネットワークを用いた血糖値の予測を試みる。ニューラルネットワークを用いることで、線形回帰分析よりも複雑なモデルを作成することができる。したがって、血糖値予測精度の向上が可能であると考えられる。

3. 血糖値予測手法の提案

前章で述べたように、ニューラルネットワークを用いた血糖値の予測を試みる。

本研究では、入力層、中間層、出力層の 3 層から構成される階層型のニューラルネットワークを用いた。このとき、入力には式(1)(2)から算出された 2 つのパラメータと、既存の血糖値計で測定した血糖値を用いて予測を行った。また、データ

Development of noninvasive blood glucose meter using MHC technology

†Ryo Takeuchi, Kazuhiko Nagao · National Institute of Technology Yuge College

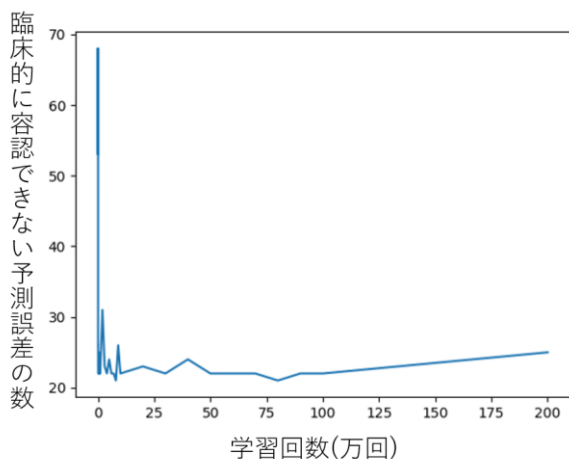


図 1 学習の様子

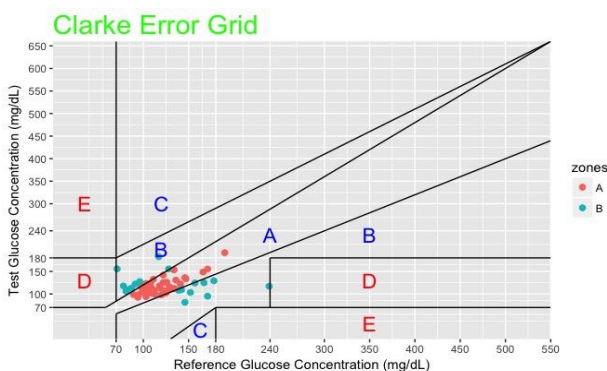


図 2 精度調査の結果(ニューラルネットワーク)

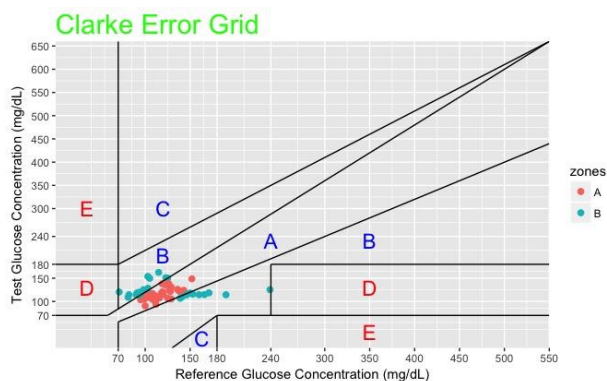


図 3 精度調査の結果(線形回帰分析)^[5]

セットには 136 個のうち半数を学習に使用し、残りの半数をテストデータに使用した。このサンプルは 2017 年 12 月から 2018 年 6 月までに取得した。

はじめに、学習の様子を図 1 に示す。ここで、図 1 の縦軸は EGA 法において A ゾーン以外にプロットされた値の数。横軸は学習回数である。図 1 より、学習回数が 90 万回を超えた辺りから過学習の兆候が見られたため、学習回数を 80 万回に設

定した。

4. EGA 法を用いた精度比較

図 2 に未学習のデータに対するニューラルネットワークの出力と教師データの比較の一例を示す。このとき、A~E の区分けは ISO 規格の EGA 法を基に行っている。EGA 法は、血糖測定器の臨床的精度を評価する際に使用され、信頼度を 5 段階のレベルで評価することができる。図 2 より、A ゾーンに 70.5%, B ゾーンに 29.5%の値がプロットされていることがわかる。先行研究^[5]において線形回帰分析を用いた血糖値予測を行った際は A ゾーンに 61.2%, B ゾーンに 38.8%の値がプロットされていた(図 3)。このことから、ニューラルネットワークを用いて血糖値を予測することで精度が向上することがわかる。

5. 考察

前章より、ニューラルネットワークを用いることで血糖値予測精度が向上することが確認された。また、年齢や性別によって皮膚表面の温度に違いがある。そのため、年齢や性別等も考慮したモデルを作成し、精度調査を行ってきたい。

6. おわりに

本研究では、ニューラルネットワークを用いた血糖値の予測手法を提案し、精度比較を行った。

口頭発表までに、年齢、性別、身長、体重を含めたモデルを作成し、結果を報告する。

7. 参考文献

- [1] World Health Organization: “GLOBAL R REPORT ON DIABETES”, October 2017
- [2] 厚生労働省: “平成 28 年 国民健康・栄養調査結果の概要”, 2017 年 9 月
- [3] Megha C. Pande, A. K. Joshi: “Non-Invasive Blood Glucose Measurement”, IJCER, Vol. 5, No. 4, pp. 26-28 April 2015
- [4] S. Y. H. Kit, N. M. Kassim: “Non-Invasive Blood Glucose Measurement Using Temperature based Approach”, Jurnal Teknologi Vol. 63, No. 3, pp. 105-110
- [5] 竹内僚, 瀬尾敦生, 長尾和彦, “非侵襲血糖測定器の開発及び精度調査” 第 17 回 情報科学技術フォーラム, 福岡工業大学, 2018 年 9 月