

## 熱中症予防のためのニアセンサ SOM とそれによるリスク計算

伊藤 瑞基† 山口 佳樹‡

†筑波大学大学院理工情報生命学術院 システム情報工学研究群

‡筑波大学システム情報系

## 1 はじめに

熱中症は、重症化により死に至る可能性のある病態である一方、適切な水分・塩分補給や高温環境を避けるなどの対応により重症化を回避することが可能である。しかし個人の体調に大きく影響するため、重症化を防ぐ適切なタイミングで注意を促すことは極めて難しい。そこで本研究では、自己組織化マップ(以下 SOM マップ)によるクラスタリングとそれを利用した体調管理予測による予防警告を行うことでこの問題の解決を提案し、その有効性について議論する。また最終的には FPGA 上でこのアルゴリズムを実装する。

## 2 SOM マップ

SOM は教師なし学習を行う位相保存写像の一種である。SOM は高次元の観測データ(データ空間)を、低次元空間(マップ空間)に写像することにより、データの解析を行うことができる。特に二次元空間に写像する場合、地図のように可視化することから SOM マップとも呼ばれる。SOM のアルゴリズムは競合過程、協調過程、適応過程の3過程の繰り返し計算である。

## 2.1 初期化

SOM マップの作成を行う前に、まず参照ベクトルに初期値 $y_k(0)$ を与える。学習回数を  $t=1$  として競合過程に進む。

## 2.2 競合過程

各観測データ $x_n(n=1, \dots, N)$ と二次元マップ上の全てのノードの参照ベクトルを比較し、最も近い参照ベクトルを持つノードを勝者ノード(Best Matching Unit: BMU)とする。すなわち、BMU のノード番号 $k_n^*$ を、すべての $x_n$ に対して求める。

$$k_n^*(t) = \operatorname{argmin} \|x_n - y_k(t-1)\|^2 \quad (1)$$

## 2.3 協調過程

各勝者ノードが近傍ノードに分配する学習量 $R_{kn}$ を計算する。

$$R_{kn}(t) = h(z_n(t), \xi_k; \sigma(t)) \quad (2)$$

$h(z, \xi)$ は近傍関数と呼ばれており、BMU に近いほど多くの学習量の配分を受ける。近傍関数としては、ガウス関数を用いるのが一般的である。

$$h(z, \xi; \sigma) = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \|z - \xi\|^2\right] \quad (3)$$

## 2.4 適応過程

全参照ベクトルを観測データの重み付き平均になるように更新する。

$$y_k(t) = \frac{\sum_{n=1}^N R_{kn}(t)x_n}{\sum_{n=1}^N R_{kn}(t)} \quad (4)$$

これら競合過程、協調過程、適応過程を近傍半径 $\sigma$ が0になるか、設定した学習回数に達するまで繰り返すことで SOM マップを作成する。

## 3 SOM の簡略化

本研究の最終目標は、SOM マップを FPGA 上に実装し、被験者の体内状況の SOM マップをリアルタイムで生成することである。そのために SOM のアーキテクチャを FPGA に実装可能なサイズで回路構成できるか、また実用的な速度で演算をすることができるかが重要である。しかしハードウェア化にあたり、いくつかの問題が生じた。

## 3.1 マンハッタン距離の採用

一つ目はユークリッド距離の計算が極めて大きいことである。SOM のアルゴリズムでは、ユークリッドの距離で BMU を決める。しかし、それでは回路規模が大きくなってしまったため、解決策としてマンハッタン距離(L1-距離)を用いた。マンハッタン距離は以下のような数式で求められる。

$$d(x, y) = \sum_{k=1}^n |x_k - y_k| \quad (5)$$

## 3.2 矩形関数の採用

二つ目はガウス関数がハードウェアで実装することが困難という問題である。今回は以下の矩形関数を用いることにした。

$$h(z, \xi; \sigma) = \begin{cases} 1 & z \leq \xi \\ 0 & z > \xi \end{cases} \quad (6)$$

## 4 実験結果

SOM マップが実際にどのようなデータマップ化を行うかを確認するために、気象情報を元に SOM マップの作成を行った。気象情報として、国土交通省気象庁のホームページにある過去の気象データ[4]から高知県高知市の2019年5月から2020年2月までの1時間ごとの降水量、海面気圧、露点温度のデータを用いた。この気象データを SOM によって解析を行い、気象パターンをクラスタリングする。天候情報に加え、今後は心拍数や呼吸数といった被験者の体内データを加えることで、より精度の高い熱中症予測を提供することを考えている。

SOM-based risk estimation for heatstroke toward near-sensor wearable systems

†MIZUKI ITO

†Graduate School of Science and Technology,

Degree programs in Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

‡YOSHIKI YAMAGUCHI

‡Faculty of Engineering, Information, and Systems, University of Tsukuba

#### 4.1 概要

降水量、海面気圧および露点温度の SOM マップをそれぞれ図 4.1, 図 4.2 および図 4.3 に示す。

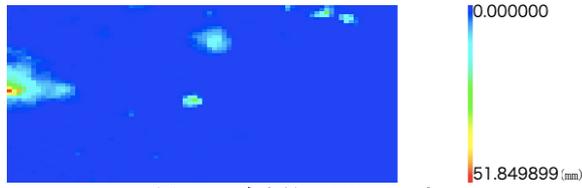


図 4.1: 降水量の SOM マップ

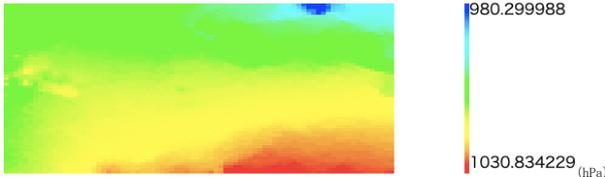


図 4.2: 海面気圧の SOM マップ

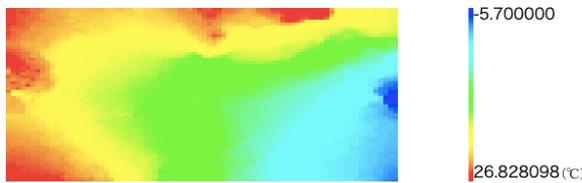


図 4.3: 露点温度の SOM マップ

#### 4.2 考察

SOM は、類似の入力ベクトルを近い空間にマッピングするため、空間に粗密が生じる。そこで、降水パターンについて考えた場合、ベクトルの密空間をみることで降水の種類や降水パターンなどを浮彫にすることが可能となる。図 4.1~図 4.3 に対応するパターン分析について、図 4.4 に示す。

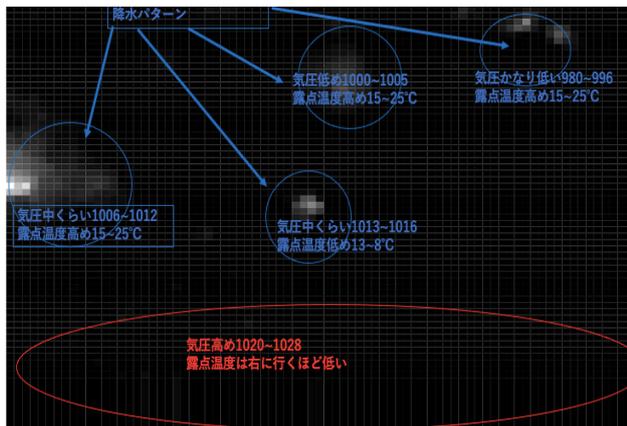


図 4.4: 高知市の降水パターン(白部分が降水パターン)

### 5 予測ベクトルの決定手法

熱中症の警告のために状態遷移の予測ベクトルの作成が必要だが、SOM マップはノード間距離を無視してクラスタリングを行っているため、空間の偏りを強調しており、SOM マップ上に BMU が集まりやすい密な部分と疎な部分がある。そのため予測ベクトルの長さが等しいとは限らない。そこで SOM マップ上の各ノードの発火量に着目し、各ノードの発火量の分布と実際のデータを比較した。

### 5.1 各ノードの発火量の分布マップ

図 5.1 に、3 次元マップが各ノードの発火量の分布マップを示す。マップ上の点は各日付の 1 時間毎の気象データを意味する。また、特徴的な部分を拡大したものを図 5.2 に示す。

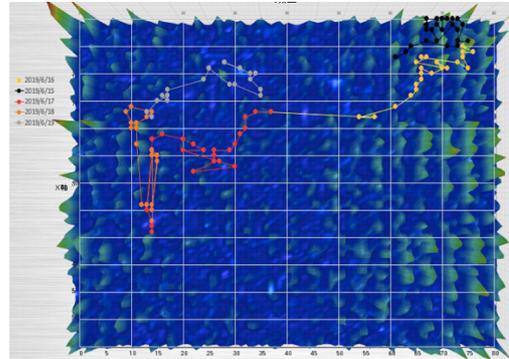


図 5.1: 各ノードの発火量の分布マップとデータの遷移

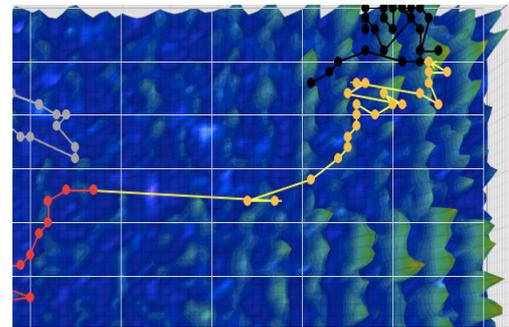


図 5.2: 図 5.1 の拡大図

### 5.2 考察

図 5.1, 図 5.2 から、発火量が多いノードが集まっている箇所(島になっている部分)はデータの移動量が少なく、発火量が少ないノードが集まっている箇所(青色の部分)ではデータの移動量大きい傾向にある。これらの結果から、実際に状態遷移の予測ベクトルを作成する際は、前のデータからベクトルの向きを決め各ノードの発火量の分布を観点にして矢印の長さを決めることが必要であるということがわかった。

### 6 結論

今回はソフトウェア上で SOM を使ったマップの作成と SOM マップの発火ベクトルの疎密マップの作成を行った。その結果、状態遷移の予測ベクトルを計算する際に、前情報からベクトルの向きを、疎密マップからベクトルの長さを計算する必要があるということがわかった。今後は、演算結果を実時間で利用者に提供させるため、FPGA などを利用したシステムの小型化および体内情報をモニタリングする心拍計などのセンサとの連携について研究を進める予定である。

### 参考文献

- [1] Teuvo Kohonen, “自己組織化マップ”, 丸善出版
- [2] 天野英晴, “FPGA の原理と構成”, オーム社
- [3] 金子宗治, “高階自己組織化マップのハードウェア化”
- [4] “気象庁”, 2019 年 5 月から 2020 年 2 月の気象データ。