

# CNN を用いた赤外線サーモセンサと測距カメラによる 体温監視システムの開発

北見工業大学 ○仲田 渉 岩館 健司 早川 吉彦

## 要 旨

新型コロナウイルスの感染拡大防止のため、発熱者を検出する非接触計測による体温監視システムの開発を行った。一般的な非接触での検温は赤外線を感じやすい近距離、または一定距離での計測を前提としていることが多い。そこで本研究は、赤外線サーモセンサに加え、測距カメラを用いることで距離値に応じた温度のデータを取得し CNN (畳み込みニューラルネットワーク) の入力データとすることで、より計測可能範囲の広い体温監視システムの開発を行った。

### 1. はじめに

新型コロナウイルス感染者のよくある症状の一つが発熱であることから、非接触で計測する体温監視システムの需要が高まっている[1][2]。非接触での検温は、物体から放出される赤外線を検知し計測を行う。しかし物体まで距離が遠くなるほどサーモセンサの出力値が下がってしまう。そこで本研究は赤外線サーモセンサと測距カメラを用いて、距離値に応じた温度のデータを取得し、相関関係を調べることによって計測距離の拡大を試みた。発熱の有無の判別には、平熱者と疑似的に再現した発熱者から計測したデータを CNN (畳み込みニューラルネットワーク) の入力データとし、2クラス分類することによって実現させた。

### 2. 方法

#### 2.1 使用機器

本研究では赤外線サーモセンサには、Grid-EYE AMG8833 を採用した。Grid-EYE は熱を持つ物体から放出される赤外線を検出し、8×8 の計 64 画素の温度分布画像を取得することができる。一般的なサーモセンサは熱源までの距離が遠くなるほど出力値が下がってしまう。これは、長距離の計測になるほどサーモセンサの検知領域に対する熱源の面積が小さくなり環境温度の影響を受けやすくなるからであり、Grid-EYE も同様の性質を持つ。そこで、測距カメラ(Intel RealSense Depth Camera

D435i) を使用することでサーモセンサから計測対象までの距離を測定し、距離値と温度値を同時に計測した。本研究では RealSense の画素数を Grid-EYE と等しくなるようにトリミング、画素数の変更を行い、両データの重ね合わせを可能にした。

#### 2.2 データ収集

学習データの収集のため、平熱者と発熱者から距離値と温度を計測した。発熱者は、平熱者の首元に電子カイロまたはポットを近づけることで疑似的に再現した。表 1 は対象それぞれを、体温計、市販の非接触温度計で計測した値である。測定環境は、室温 20℃、計測距離をセンサから 2.5m 以内とし、約 1 分間対象を計測し続けた。計測データの様子を図 1 に示す。その後、計測データを左右反転し、データ数を 2 倍に増やした。

表 1 計測対象

	体温・温度[℃]	
	非接触温度計	体温計
平熱者 A	35.2	36.8
平熱者 B	34.9	36.7
平熱者 C	34.8	36.7
電子カイロ A	37.2	-
電子カイロ B	37.5	-
ポット	37.5	-



図1 計測データの様子

### 2.3 CNNによる学習

CNNによる学習を行うため、距離値と温度のデータを重ね合わせ、 $8 \times 8 \times 2$ の画像データに変換した。その後、重ね合わせたデータを、学習データ、検証データ、テストデータに分割した。各データの内訳を表2に示す。また、当研究に用いたCNNの構造を図2に示す。

表2 データの内訳

	学習データ	検証データ	テストデータ
平熱者	1676	200	200
発熱者	2400	300	300

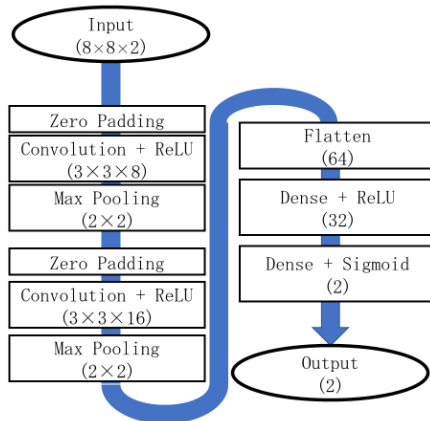


図2 CNNの構造

### 3. 結果

学習済みモデルによるテストデータの判別結果を表3に、判別結果から算出した評価 Precision, Recall, F-measure を表4に示す。得られた結果から、平熱者と発熱者を判別できていることがわかる。

表3 判別結果

		計測対象	
		発熱者	平熱者
システム	発熱者	184	16
	平熱者	6	294

表4 評価値

Precision	0.920
Recall	0.968
F-measure	0.943

### 4. 考察

結果から、誤った判別が一定数されたことが分かった。それらのデータと正しく判別できたデータを比較したが、大きな変化は見られなかった。そこで、測定対象それぞれに発生した誤判定の数を数え上げた。その結果を図3に示す。表1で示したように、平熱者3人に大きな体温の差はなかったが、特に平熱者Cにおいて多く誤判定が発生したことが分かった。この原因として、計測中にセンサの視角から体の一部が外れることなどによる、他計測者と計測条件の相違点があった可能性が挙げられる。この問題を解決するためには、対象者が完全に枠内に収まってから計測を開始するようなシステムなど、計測条件を統一する工夫が必要だと感じた。

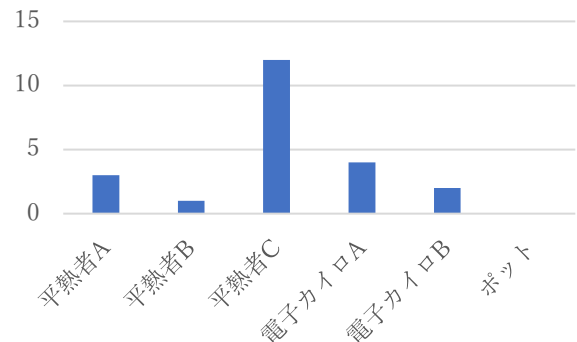


図3 誤判別されたデータ数

### 5. まとめ

CNNによる発熱の有無は、高い精度で判別することができた。また、より精度を上げるための課題点も発見できた。今回収集したデータはすべて同じ部屋での計測だったため、今後は異なる環境での性能の評価を行い、より汎用性の高いシステムを目指したい。

### 文献

- [1] 厚生労働省：国内の発生状況など  
<https://www.mhlw.go.jp/stf/covid-19/kokunainohasseijoukyou.html>
- [2] World Health Organization：Coronavirus disease (COVID19)  
<https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019/question-and-answers-hub/q-a-detail/coronavirus-disease-covid-19#:~:text=symptoms>
- [3] TensorFlow：畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Networks)  
<https://www.tensorflow.org/tutorials/images/cnn>