

# 新生児熱画像の部位検出における相対位置制約の有効性評価

別府 文香<sup>1</sup> 吉川 寛樹<sup>1</sup> 内山 彰<sup>1</sup> 東野 輝夫<sup>1</sup> 濱田 啓介<sup>2,3</sup> 平川 英司<sup>4</sup>

**概要:** 新生児は身体の体温調節機能が十分でなく、保育器による適切な温度管理が重要である。現状、保育器内温度の調整は、プローブで測定した体表温度を基に手動で行われている。しかし、プローブによる測定は脱落が起こりやすいという問題がある。これに対して、サーモグラフィを用いることで、新生児に違和感やストレスを与えることなく体表温度の測定が可能となる。一方、サーモグラフィを用いた場合には、得られた熱画像から部位ごとの体表温度を抽出する必要がある。これによって、医学的に重要な深部体温に関連する顎下温度や、抹消温度に関連する四肢の温度などの把握が可能になり、適切な保育器内温度の調整に活用できる。そこで本研究では、新生児熱画像から頭部・胸部・四肢の6箇所を検出するための手法を提案する。提案手法では、まずYOLOv5を用いて部位検出モデルを構築する。さらに、モデル出力に対して、決定木に基づき部位間の相対位置制約を考慮したフィルタリングを適用することで、検出精度の向上を図っている。性能評価のため、新生児26名の熱画像952枚に対して5分割交差検証を行った。その結果、適合率、再現率はそれぞれ50.1%、93.9%となることが分かった。

**キーワード:** 深層学習, 部位検出, 新生児, 熱画像

## 1. 研究背景

日本における出生数は1980年から減少している[1]にも関わらず、極低出生体重児(1,000g以上1,499g未満)及び超低出生体重児(1,000g未満)の割合が増加している[2], [3], [4]。特に、超低出生体重児の出生数は35年間で約2倍に増加している。このような新生児の増加により、保育器などの医療機器の需要が高まっている[5]。

新生児は対暑反応・対寒反応の未熟性により深部体温を保持できる環境温度域が狭い。このため、体温変動を起こしやすく[6], [7]、保育器を適切な温度に保つことが重要である。保育器の温度管理を適切に行うためには、体温を継続して測定することが大切である。このため、多くの医療現場では、プローブで測定した体表温度及び保育器内温度を基に、看護師が手動で保育器温度を調節している。しかし、体温管理及び保育器設定は、看護師の経験に基づき行われる場合が多く、施設ごとの規則にもばらつきがある[8], [9], [10]。また、プローブによる測定は、新生児にとって侵襲性が高く、安定して体温を測定し続けることが難しい。なぜなら、皮膚が未成熟であることに加えて、動きが活発なこともあり、皮膚に貼り付けたプローブが脱落

しやすいためである。

そこで、我々はサーモグラフィで取得した熱画像から体表温度を把握し、保育器の温度制御を自動化するシステムの構築を目指している。サーモグラフィは非侵襲的に温度を測定できる機器であり[11]、新生児に違和感やストレスを与えずに長時間の安全な測定が可能である。また、動きがある場合でも測定が可能である。一方、サーモグラフィを用いた場合には、得られた熱画像から部位ごとの体表温度を抽出する必要がある。これによって、医学的に重要な深部体温に関連する顎下温度や、末梢温度に関連する四肢の温度などの把握が可能になり、適切な保育器内温度の調整方法を検討するにあたって有益なデータを得ることができる。

可視画像における身体部位検出では、OpenPose[12]を始めとした様々な手法が提案されている。しかし、保育器内にカメラを設置することはプライバシー上の問題となる場合がある。一方、熱画像においては夜間における監視などの目的で、顔を対象とした認識手法が多数提案されている[13]。しかし、熱画像において顔以外にも含めた身体部位を検出する試みは十分にされていない。

そこで本研究では、深層学習を用いた熱画像における新生児の身体部位検出手法を提案する。検出対象部位は、医学的知見に基づき、深部体温と相関がある顎下を特定するために必要な頭部及び胴体と、抹消温度の推定に関わる

<sup>1</sup> 大阪大学大学院情報科学研究科

<sup>2</sup> 長崎みなとメディカルセンター臨床工学部

<sup>3</sup> 長崎大学大学院医歯薬学総合研究科医療科学専攻

<sup>4</sup> 長崎みなとメディカルセンター新生児内科



図 1 カメラ設置箇所

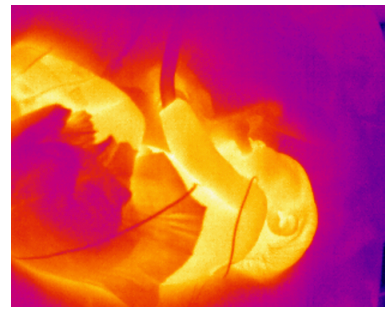


図 3 早産児の体勢例

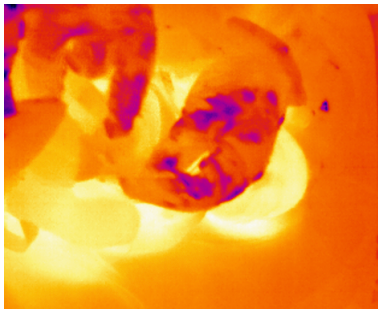


図 2 看護師による介入中例

四肢の合計 6 箇所とする。提案手法では、まず YOLOv5 [14], [15] を利用して部位検出モデルを構築する。さらに、部位検出モデルの検出結果に対して、想定環境における事前知識に基づくフィルタリングを行うことで、検出精度の向上を図る。具体的には、1 台の保育器内に存在する新生児は 1 人のみであるため、各部位は 1 つしか存在しない。従って、部位ごとに最も信頼度の高い検出結果のみを採用する。また、人の骨格を考慮すると存在し得ないような位置関係にある部位や大きさが不自然な部位は、信頼できない検出結果と見なすことができる。このため、部位間の相対位置や部位の大きさなどを特徴量とした決定木による部位判別モデルを構築した。これにより、部位検出モデルの検出結果の部位と部位判別モデルの判別結果が一致しない場合は、その検出結果が誤っていると判断し、棄却する。

性能評価のため、新生児 26 名から合計 952 枚の画像を収集し、ラベル付けを行った。5 分割交差検証による性能評価の結果、適合率、再現率はそれぞれ 50.1%, 93.9% となることが分かった。この結果より、身体部位間の相対的な位置関係を考慮することが性能向上にある程度寄与することが確認できた。

## 2. データ収集

データ収集環境を図 1 に示す。新生児の全身が熱画像内に収まるよう、サーモグラフィは保育器上部に設置した。26 名の新生児から熱画像 4,820 枚を取得し、ラベル付けを行った。

収集した熱画像には、図 2 のような医療者による介入中の状態や、器具の映り込みが存在する。また、図 3 のよう

に新生児が横を向いているなど、対象身体部位の一部が映っていない場合が存在する。これらの画像合計 3,868 枚を除外し、全ての対象身体部位が確認できる画像 952 枚に対してのみ、ラベル付けを行った。

## 3. 提案手法

### 3.1 概要

提案手法における処理の流れを図 4 に示す。まず、有効熱画像を判別し、医療者による介入中や新生児が正面を向いていない場合を除去する。次に、部位検出モデルにより部位検出を行う。最後に、部位検出モデルの出力を部位判別モデルに入力し、部位が一致しない場合はその結果を棄却することで、フィルタリングを行う。

### 3.2 有効熱画像の判別

前述のように、保育器内の新生児には、医療者による処置や器具の付け替え等による介入がしばしば行われる。また、新生児の体勢によっては一部の部位が映らない場合がある。このような場合、保育器の温度管理に有効な体表温度を得られない可能性が高い。このため、本研究では、このような熱画像を除去できるものと仮定する。これは、CNN による二値分類によって比較的容易に実現できると考えられる。介入中は医療者の手や腕が映り込むため、熱画像全体の温度分布の変化が大きくなる。また、新生児の体勢が正面を向いている場合と、そうでない場合では、熱画像中の体表面積が大きく異なるため、温度分布に差異が生じる。CNN によって、このような温度分布の特徴だけでなく、形や大きさをとらえ、有効な熱画像とそうでない熱画像を高精度に分類可能と考えられる。

### 3.3 身体部位の検出

身体部位の検出には、YOLOv5[14], [15] により構築した身体部位検出モデルを用いる。ネットワークは、パラメータ数 700 万個の YOLOv5s モデルを使用し、クラス数は、身体部位数である 6 に設定した。バッチサイズは 16、エポックは 1500 に設定して学習を行った。

図 5 に検出結果の例を示す。想定環境においては、保育器内に存在する新生児は 1 人のみであり、同一部位が複数

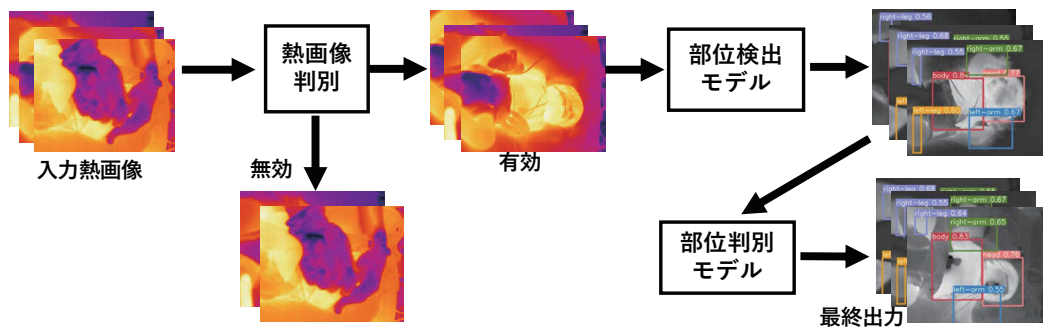


図 4 処理の流れ

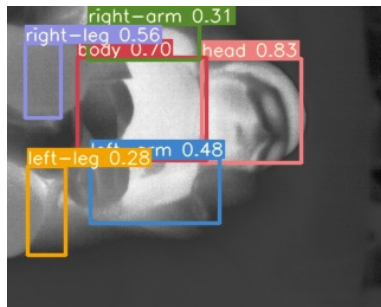


図 5 部位検出結果の例

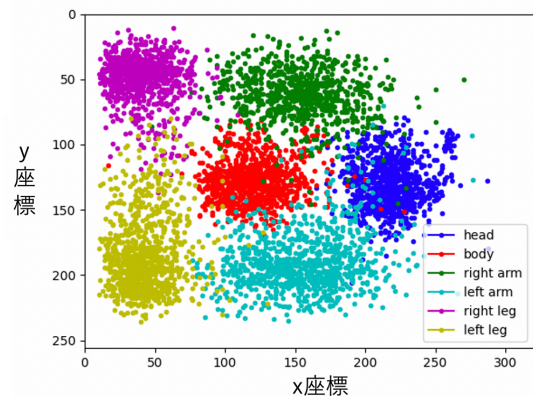


図 6 各部位の位置分布

存在することはない。したがって、提案手法では各部位について YOLOv5 が出力した結果のうち、最も信頼度が高いもののみを採用する。

### 3.4 位置関係によるフィルタリング

身体部位検出モデルにおいては、部位間の位置関係を考慮していない。このため、部位の位置関係として存在しない場合がある。このような誤った検出結果を除去するため、部位間の相対位置や大きさなどを特徴量として、決定木により部位判別モデルを構築する。

部位検出モデルによって部位  $p$  として出力されたバウンディングボックスを  $B_p$  とする。また、部位判別モデルに対して、バウンディングボックス  $B$  を入力として与えた時の判別部位を  $D(B)$  とする。提案手法では、 $p = D(B_p)$  の時、 $B_p$  を有効な結果として採用し、 $p \neq D(B_p)$  の時、 $B_p$  を誤った結果として棄却する。

図 6 に有効熱画像における各部位の中心座標の分布を示す。この分布から分かるように、身体部位の位置はある程度決まっており、部位間の相対的な距離や方向に何らかの傾向が存在していると考えられる。従って、頭部の中心座標に対する各検出結果の相対距離、方向ベクトルを含む、6 個の特徴量を用意した。頭部を基準とした理由は、部位検出において頭部の精度が最も高く、安定して出力されると思われるためである。表 1 に特徴量の一覧を示す。各特徴量の有効性については、4.4 節で議論する。決定木はホワイトボックスモデルであるため、身体部位決定のルールを論理的に解釈し、視覚的に表現できる。本研究では、

表 1 特徴量一覧

絶対位置	x 座標, y 座標
面積	矩形面積
相対位置	頭部座標との距離, 頭部座標からの方向ベクトル (x,y)

scikit-learn に実装されている DecisionTreeClassifier を利用した。

## 4. 性能評価

### 4.1 評価方法

部位検出モデル、部位判別モデルのいずれにおいても、性能評価は 5 分割交差検証により行った。評価指標として、適合率 (Precision) と再現率 (Recall) を用いる。ただし、画像分類と異なり、物体検出ではクラス分類に加えて検出領域の正しさを評価する必要がある。このため、検出領域の正しさは IoU (Intersection over Union) と呼ばれる指標で評価される [16]。IoU は以下の式で定義される。

$$\text{IoU} = \frac{\text{予測矩形と真値矩形の積集合の面積}}{\text{予測矩形と真値矩形の和集合の面積}}$$

IoU は 0 から 1 の値を取り、検出された矩形が真値の矩形に近いほど 1 に近く、重なりが無い場合は 0 となる。以降の評価では、言及が無い限り IoU が 0.3 以上の場合を正しい検出結果 TP (True Positive) とする。また、矩形を検出したが実際の部位が存在しない場合は FP (False Positive),

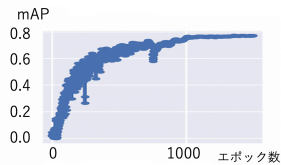


図 7 部位検出モデルの学習収束

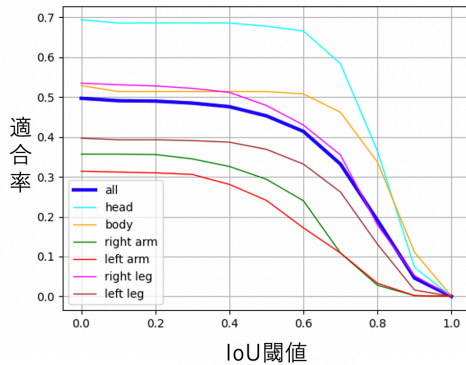


図 8 部位検出の適合率

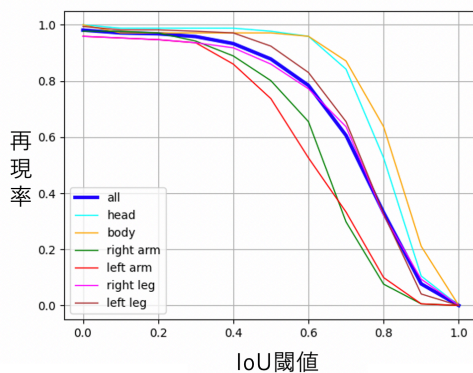


図 9 部位検出の再現率

実際の部位が存在するが検出していない場合は FN(False Negative) となる。

以上に基づき、適合率 (Precision) と再現率 (Recall) は以下のように定義される。

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

#### 4.2 部位検出モデルの学習

学習の収束を確認するため、エポックに対する mAP (Mean Average Precision) を図 7 に示す。mAP はクラスごとに算出した平均適合率の平均である。この結果より、エポックが 1000 を超えた付近で収束していると考えられる。

#### 4.3 身体部位検出の性能

身体部位検出モデルの性能を評価するため、IoU 閾値を

変化させて、適合率と再現率を評価した。結果を図 8 および図 9 に示す。

この結果より、IoU の閾値を下げると適合率と再現率ともに向上することが分かる。IoU 閾値が低い場合、真値矩形に対して検出矩形が小さくとも、検出位置が正しければ、TP と見なされる。従って、IoU 閾値を小さくした場合に適合率、再現率ともに向上していることから、部位検出モデルでは各部位を真値よりも小さく検出する傾向にあることが分かる。また、IoU 閾値が 0.3 以下の場合、再現率はほぼどの部位も 1.0 に近いが、適合率については、部位による差が大きい。特に頭部の適合率は、0.686 と非常に高いが、右上肢以外の四肢の適合率は 0.4 よりも小さい。この原因は、四肢は頭部や胸部と比較して部位の大きさが小さく、動きが多いためだと考えられる。また、全体として再現率は高いが適合率が低いことから、完全に位置が誤っている検出結果が依然として多いことが分かる。このような誤った結果の多くは、次節で評価する部位判別モデルによるフィルタリングによって除外される。

#### 4.4 部位判別モデルによるフィルタリングの効果

部位判別モデルとして出力された決定木を図 10 に示す。まず、部位判別モデルのみの性能を評価するため、ラベル付けされたデータセットに対して 5 分割交差検証を行った。その結果、木の深さが 5 の場合に適合率と再現率は共に 98.5% であった。また、木の深さを変更した際の適合率と再現率の変化を図 11 に示す。この結果より、深さが 4 未満の場合には大きく向上するが、4 を超えた場合は適合率及び再現率にそれほど変化がない。そのため、深さが 4 の決定木を用いることで、十分に身体部位を決定することができると考えられる。

また、各特徴量の重要度を算出した結果を図 12 に示す。この結果から、部位推定において最も重要な特徴量は、頭部を基準とした y 方向のベクトルであることが分かる。次いで x 方向のベクトルや、頭部との相対距離が重要であることが分かる。

図 12 に示すように、これらの 3 つの特徴量で 98.2% を占めており、身体部位の判別にはこれらが重要であることが分かった。この理由は、保育器内にいる新生児は仰向けに寝ていることが多く、人間の骨格を考慮した場合、頭部からの方向と距離によって部位をほぼ一意に特定できるためだと考えられる。

最後に、部位検出モデルの出力結果を部位判別モデルに入力し、評価を行った結果を図 13 に示す。再現率はフィルタリング適用前と同じであった。これより、正しい結果を誤って棄却することは無かったことが確認できた。一方、IoU が 0.3 の時、部位全体の平均適合率は 1.028 倍の 50.1% であった。適合率の向上が限定的であった原因として、部位検出モデルの出力に各部位の信頼度最大の結果の

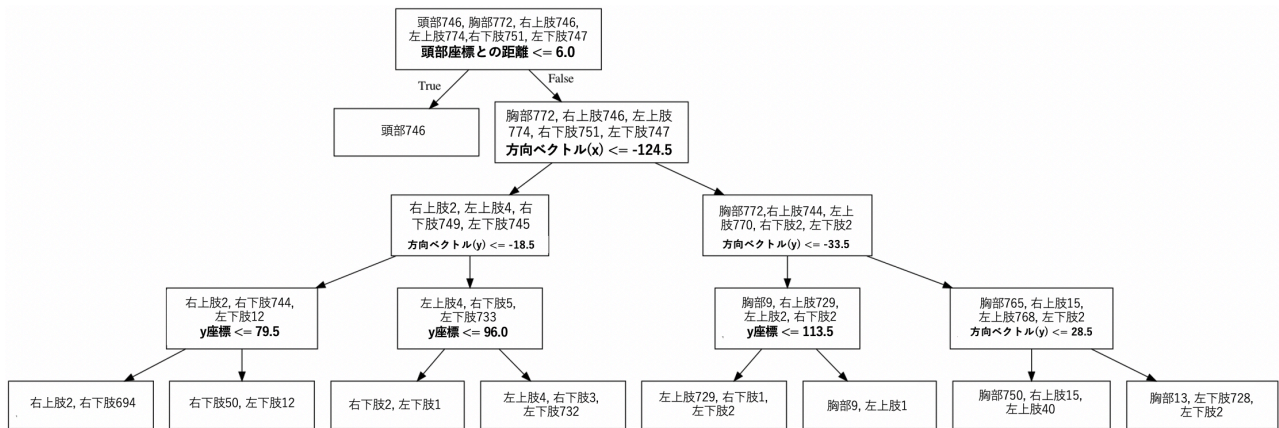


図 10 出力された決定木

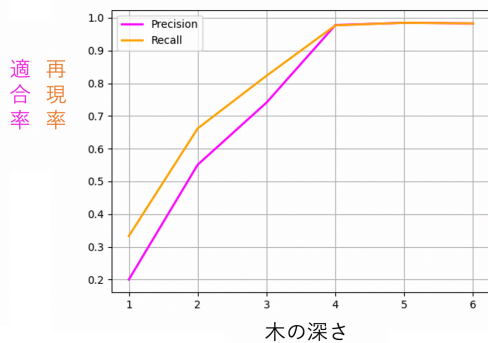


図 11 木の深さによる適合率と再現率

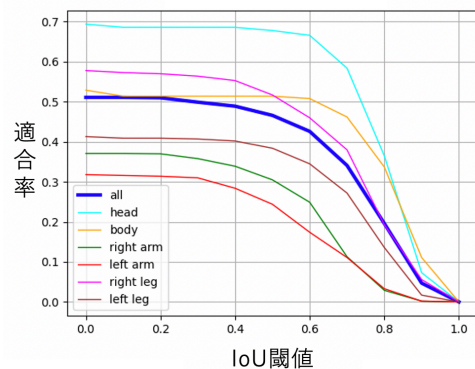


図 13 部位判別モデルによるフィルタリング後の適合率

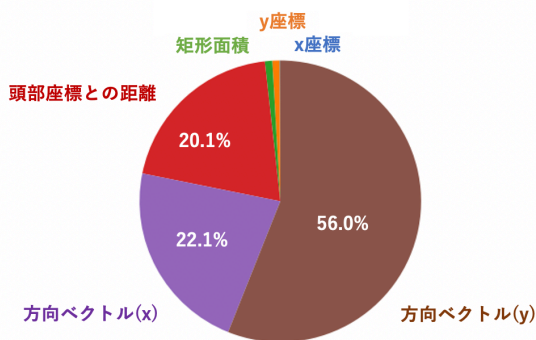


図 12 特徴量の重要度

みを採用していることが考えられる。正しい検出結果が必ずしも信頼度最大とは限らないため、部位判別モデルに棄却されず、かつ信頼度が最も高い検出結果を最終出力とすることで、適合率が向上する可能性がある。

## 5. まとめ

本研究では、深層学習を用いた熱画像における新生児の身体部位検出モデルを提案した。提案手法では、部位検出

モデルの検出結果に対して、事前知識に基づくフィルタリングを行うことで、性能の向上を測った。また、部位間の相対位置や部位の大きさなどを特徴量とした決定木による部位判別モデルを構築し、部位検出モデルの出力を判別モデルに入力することで、部位の整合性がとれない結果を誤りとして除外する工夫を行った。実際の新生児 26 名から収集した 952 枚の熱画像を用いて性能評価を行った結果、適合率、再現率はそれぞれ 50.1%、93.9%となることが分かった。

今後の課題として、手法の更なる改良を検討している。具体的には、部位検出モデルの部位ごとの出力を複数許容し、複数候補に対して部位判別モデルによるフィルタリングを適用することを考えている。また、検出矩形が比較的小さいという点に対して、熱画像の温度分布を基にした部位拡張を検討する。同時に、顎下や腋窩などの境界を特定する方法と、熱画像から体表温度を抽出する方法を設計する必要がある。境界を特定するためには、現段階では熱画像に対するクラスタリングを検討している。それらを実現するために、体表温度分布や保育器内温度と深部体温の関

連調査を引き続き進めていく予定である。

## 参考文献

- [1] 厚生労働省, 令和元年(2019)人口動態統計月報年計(概数)の概況:人口動態総覧の年次推移, 入手先<<https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/geppo/nengai19/d1/h1.pdf>> (2021.04.13).
- [2] 厚生労働省, マニュアル等厚生労働科学研究成果, 入手先<[https://www.mhlw.go.jp/seisakunitsuite/bunya/kodomo/kodomo\\_kosodate/boshi-hoken/gyousei-01.html](https://www.mhlw.go.jp/seisakunitsuite/bunya/kodomo/kodomo_kosodate/boshi-hoken/gyousei-01.html)> (2021.04.13).
- [3] 厚生労働省, 第15回医療計画の見直し等に関する検討会, 資料2:周産期医療体制の現状について, 入手先<<https://www.mhlw.go.jp/content/10800000/000558404.pdf>> (2021.04.13).
- [4] 公益社団法人日本産科婦人科学会:周産期委員会報告, 産婦誌72巻6号, 入手先<[https://www.mhlw.go.jp/seisakunitsuite/bunya/kodomo/kodomo\\_kosodate/boshi-hoken/d1/kenkou-0314c-04.pdf](https://www.mhlw.go.jp/seisakunitsuite/bunya/kodomo/kodomo_kosodate/boshi-hoken/d1/kenkou-0314c-04.pdf)> (2021.04.13).
- [5] 青木桜子. 周産期医療の発展に対応した新生児集中治療病棟の運営・計画に関する研究. 2014.
- [6] 入来正躬. 体温生理学テキスト. 文光堂, 2003.
- [7] 和田雅樹. 新生児蘇生. 医学のあゆみ, Vol. 237, No. 10, pp. 1010–1016, 2011.
- [8] 山田恭聖, 加藤尚子, 木下千鶴. NICUにおける超早産児保育器加湿管理に関する全国アンケート調査. ネオネイタルケア, Vol. 21, No. 8, pp. 77–83, 2008.
- [9] 松村美由紀. チームで取り組む初期ケア時の新生児の体温管理認定看護師としての現状と今後の課題. 日本新生児看護学会誌, Vol. 24, No. 1, pp. 39–40, 2018.
- [10] 谷内薫, 根本鉄, 島田啓子. 出生後早期におけるlate preterm 児の体温管理に関する基礎研究—腋窩温での体温管理下における中枢および末梢深部温の実態—. 日本助産学会誌, Vol. 29, No. 1, pp. 15–21, 2005.
- [11] 日本赤外線サーモグラフィ協会:赤外線サーモグラフィとは, 入手先<<https://www.thermography.or.jp/about/index.html>> (2021.04.13).
- [12] Z. Cao, G. Hidalgo Martinez, T. Simon, S. Wei, and Y. A. Sheikh. Openpose: Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 43, No. 1, pp. 172–186, 2019.
- [13] Mate Krišto and Marina Ivašić-Kos. An overview of thermal face recognition methods. In *Proc. of International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, pp. 1098–1103, 2018.
- [14] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi. You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 779–788, 2016.
- [15] Ultralytics: yolov5, 入手先<<https://github.com/ultralytics/yolov5>> (2021.04.13).
- [16] Hamid Reza Tofighi, Nathan Tsoi, JunYoung Gwak, Amir Sadeghian, Ian Reid, and Silvio Savarese. Generalized intersection over union. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 658–666, 2019.