

Non-Contact Measurement of Infant Respiratory Rate Based on Video using Pose Estimation and Optical Flow Analysis

Article History:

Received

5 January 2025

Revised

17 January 2025

Accepted

28 January 2025

NURUL KHAIRA SABILA¹, MOHAMMAD IKHSAN²

¹Teknologi Biomedis, Departemen Teknik Elektro, Universitas Indonesia, Indonesia

²Research Center for Biomedical Engineering, Universitas Indonesia, Indonesia

Email: mohammad.ikhsan04@ui.ac.id

ABSTRAK

Pengukuran laju pernapasan bayi secara non-kontak merupakan alternatif terhadap metode pengukuran tradisional berbasis kontak yang sering menimbulkan ketidaknyamanan. Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan metode otomatis untuk mengukur laju pernapasan bayi secara non-kontak melalui rekaman video bayi. Metode yang dikembangkan mendeteksi ROI (Region of Interest) secara otomatis pada area torso bayi dan menghitung laju pernapasan menggunakan optical flow dari ROI tersebut. Pengujian dilakukan pada dataset video AIR-125 dengan berbagai kondisi pencahayaan, pose bayi, dan frame rate. Hasil menunjukkan bahwa pendekatan ini mampu mendeteksi ROI pada bagian torso dan menghasilkan estimasi laju pernapasan dengan Mean Absolute Error 3,82 BPM dan Root Mean Square Error 5,01 BPM. Sistem ini berhasil menawarkan solusi non-kontak untuk pemantauan laju pernapasan bayi yang fleksibel dan dapat diadaptasi di lingkungan rumah maupun rumah sakit.

Kata kunci: laju pernapasan bayi, estimasi pose, non-kontak, optical flow, pemantauan tanda vital.

ABSTRACT

Non-contact respiratory rate measurement in infants presents an innovative alternative to traditional contact-based methods, which often lead to discomfort. This study aims to develop an automated approach for measuring infant respiratory rate via a non-contact method using video recordings. The method automatically detects the Region of Interest (ROI) in the infant's torso and estimates the respiratory rate using optical flow. A pose estimation model is employed to detect the ROI automatically. The method was developed and tested on the AIR-125 video dataset, which includes various lighting conditions, infant poses, and frame rates. Results demonstrate that the proposed method effectively detects the torso and provides reliable respiratory rate estimations with a mean absolute error of 3.82 BPM and Root Mean Square Error 5.01 BPM. This system offers a flexible, non-contact solution for monitoring infant respiratory rate suitable for both home and clinical settings.

Keywords: infant respiratory rate, pose estimation, non-contact, optical flow, vital sign monitoring

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



1. PENDAHULUAN

Pengukuran dan pemantauan laju pernapasan (*Respiratory Rate/RR*) pada bayi sangat penting dalam perawatan kesehatan anak. Informasi ini memberikan wawasan penting tentang kondisi kesehatan bayi, terutama dalam mendeteksi gangguan pernapasan atau kelainan jantung secara dini (**Manne, dkk, 2023**). Pemantauan RR yang konsisten dan dapat diandalkan menjadi sangat penting bagi bayi rawat jalan yang membutuhkan pengawasan ketat meskipun tidak selalu berada di bawah pengawasan tenaga medis. Metode tradisional untuk memantau RR sering menggunakan perangkat berbasis kontak, seperti sabuk dada atau sensor perekat. Namun, perangkat ini sering menyebabkan ketidaknyamanan, risiko iritasi kulit bayi, serta kurang ideal untuk pemantauan jangka panjang (**Villarroel, dkk, 2019**). RR dihitung berdasarkan jumlah siklus pernapasan per menit (*breaths per minute / bpm*), yang mencakup inspirasi (masuknya udara ke paru-paru) dan ekspirasi (keluarnya udara ke lingkungan). Kisaran normal RR untuk bayi neonatus normal berada antara 30 hingga 60 bpm (**Wheatley, 2018**).

Kemajuan dalam analisis video dan teknologi visi komputer dalam beberapa tahun terakhir telah membuka peluang baru untuk pemantauan RR secara non-kontak. Dengan memanfaatkan analisis gerakan untuk mendeteksi pola pernapasan, pendekatan berbasis video menawarkan alternatif yang lebih nyaman dan tidak invasif (**Antink, dkk, 2019**). Namun, pendekatan ini masih memiliki keterbatasan, terutama dalam menentukan area yang relevan untuk perhitungan RR, atau disebut *Region of Interest (ROI)*. Penelitian sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh (**Rossol, dkk, 2020**), (**Sun, dkk, 2019**) dan (**Foldesy, dkk, 2021**), tidak mempertimbangkan pemilihan ROI, sehingga algoritma bisa menangkap gerakan dari area lain yang tidak relevan dalam bingkai dan rentan terhadap gangguan noise akibat gerakan lain. Beberapa studi lain, seperti (**Tveit, dkk, 2016**) dan (**Gibson, dkk, 2019**), menggunakan metode anotasi manual untuk memilih ROI, seperti area dada dan perut bayi. Namun, pendekatan manual ini membutuhkan tambahan waktu, memerlukan tenaga ahli, dan berisiko menghasilkan bias serta inkonsistensi antar operator.

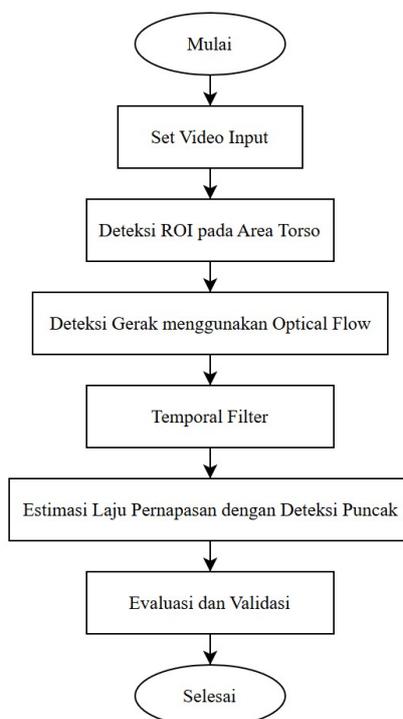
Pendekatan yang lebih baik telah diperkenalkan melalui algoritma komputasi, misalnya deteksi warna kulit dan segmentasi kulit. Dalam penelitian (**Khanam, dkk, 2023**), algoritma berbasis warna kulit digunakan untuk mengidentifikasi ROI, sementara (**Zeng, dkk, 2024**) menerapkan segmentasi kulit khusus pada area perut menggunakan *Segment Anything Model (SAM)*. Meskipun lebih canggih, pendekatan ini masih memiliki kelemahan, termasuk sensitivitas terhadap kondisi pencahayaan, variasi warna kulit, serta risiko mendeteksi area yang tidak relevan.

Penelitian yang lebih lanjut memanfaatkan *deep learning*, seperti yang dilakukan oleh (**Kyrollos, dkk, 2021**), yang melatih algoritma CNN dengan dataset gambar neonatus yang telah diberi anotasi lokasi wajah dan dada. Penelitian (**Maurya, dkk, 2023**) menggunakan YOLOv5 yang dimodifikasi untuk mendeteksi wajah bayi kemudian menandai manual pada area yang diinginkan, sedangkan (**Khanam, dkk, 2021**) menggunakan YOLOv3 untuk mendeteksi area dada dari dataset kecil. Peneliti (**Nagy, dkk, 2021**) menggunakan UNET untuk mendeteksi area torso bayi. Meskipun pendekatan algoritma CNN memiliki potensi kemampuan deteksi yang baik, namun tetap memiliki keterbatasan, seperti kebutuhan dataset besar yang membutuhkan banyak waktu dan sumber daya untuk anotasi, keharusan melakukan retraining saat digunakan pada posisi bayi yang berbeda, serta ketergantungan pada perangkat keras berdaya komputasi tinggi untuk inferensi *real-time*. Keterbatasan-keterbatasan ini menunjukkan perlunya solusi non-kontak yang lebih efisien, fleksibel, dan adaptif.

Penelitian ini mengembangkan metode pemilihan ROI otomatis berbasis *MediaPipe Pose* untuk mengukur laju pernapasan secara non-kontak, dengan fokus pada area torso bayi. Setelah ROI teridentifikasi, laju pernapasan bayi dihitung menggunakan teknik *optical flow* untuk menganalisis pola gerakan pernapasan. Metode ini dirancang agar teknik pemantauan dan pengukuran laju pernapasan pada bayi mampu mendeteksi ROI secara otomatis tanpa memerlukan anotasi manual, memiliki kemampuan adaptasi terhadap berbagai posisi dan orientasi bayi, serta kompatibel dengan format video berwarna (RGB) dan grayscale dengan berbagai *frame rate* (FPS). Keunggulan ini membuat sistem lebih fleksibel dalam berbagai kondisi penggunaan, baik di rumah maupun rumah sakit. Penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan deteksi dini serta pengelolaan gangguan pernapasan dan kelainan jantung pada bayi, memberikan hasil perawatan kesehatan yang lebih baik, sekaligus mendukung perawatan yang lebih optimal, efisien, dan nyaman bagi bayi, sekaligus meningkatkan kualitas layanan kesehatan.

2. METODE PENELITIAN

Pendekatan yang diusulkan dalam penelitian ini memanfaatkan dataset video bayi untuk mendeteksi area torso sebagai *Region of Interest (ROI)*, menganalisis gerakan menggunakan teknik *optical flow*, dan menghitung laju pernapasan menggunakan deteksi puncak. Metode ini dirancang untuk memastikan akurasi dalam mendeteksi pola pernapasan bayi di berbagai kondisi lingkungan, baik di rumah maupun dalam lingkungan klinis. Penelitian ini didukung oleh perangkat keras berupa laptop Microsoft Surface Pro dengan spesifikasi Intel Core i5, RAM 8 GB, serta platform Google Colaboratory (Colab) versi free tier yang menyediakan CPU Intel Xeon, RAM 12,67 GB, dan penyimpanan 107,72 GB. Analisis dilakukan menggunakan Python 3 pada Google Compute Engine Backend. Diagram alur proses penelitian ini disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Sistem Deteksi Laju Pernapasan Bayi

2.1 Dataset AIR-125

Dataset AIR-125 (Manne, dkk, 2023) merupakan kumpulan data yang dikembangkan untuk mendukung penelitian dalam estimasi laju pernapasan bayi menggunakan video. Sebagai semacam bank data penelitian, dataset ini dirancang untuk memberikan sumber daya komprehensif bagi pengembangan dan evaluasi algoritma yang relevan dengan pemantauan kesehatan bayi. Dataset ini terdiri atas 125 video yang diambil dari berbagai sumber, termasuk rekaman monitor bayi dan kamera smartphone, dengan total delapan subjek. Lima subjek berasal dari rekaman monitor bayi yang diambil selama sesi tidur siang dan malam di tempat tidur bayi, dilakukan oleh tim klinis dengan persetujuan *Institutional Review Board* (IRB). Proses pengumpulan data dilakukan tanpa pembatasan pada pose, pencahayaan, jenis pakaian, atau visibilitas wajah bayi. Monitor yang digunakan beralih antara mode RGB dan inframerah (IR), yang secara otomatis beralih tergantung pada kondisi pencahayaan. Tiga subjek lainnya diperoleh dari klip video yang diambil dari platform YouTube. Setiap video berdurasi sekitar satu menit, dengan variasi dalam pencahayaan, pose bayi, kelompok usia, serta laju pernapasan. Resolusi video dalam dataset ini berkisar antara 854×480 hingga 1920×1080 piksel, dengan frame rate antara 10 hingga 30 frame per detik (FPS). Contoh gambar bayi dari dataset ini disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Contoh gambar bayi (AIR-125) dengan beragam pose, pencahayaan, latar belakang, dan jenis kamera.

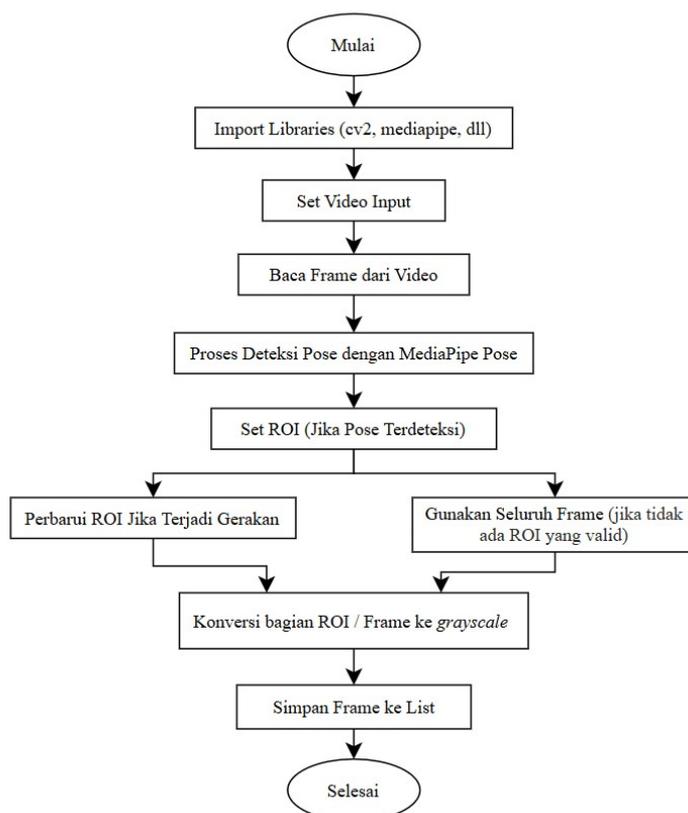
2.2 Deteksi Region of Interest (ROI) Area Torso

Proses pendeteksian berfokus pada area torso bayi, yang dipilih sebagai *Region of Interest* (ROI) karena relevansinya dalam mengamati pola pernapasan. Selama proses inspirasi, diafragma bayi bergerak turun, mendorong isi perut ke atas sehingga menyebabkan perut terlihat menonjol keluar. Sebaliknya, saat ekspirasi, diafragma kembali rileks, menarik isi perut ke bawah, membuat perut terlihat masuk ke dalam (Dimitriou, dkk, 2021). Pola pergerakan naik-turun perut ini dapat diamati secara visual dan sering digunakan sebagai indikator utama laju pernapasan bayi. Karena pernapasan bayi umumnya lebih dominan terlihat di area perut, analisis pola ini memberikan wawasan penting untuk mendeteksi gangguan pernapasan atau masalah kesehatan lainnya, terutama jika terjadi perubahan pola yang tidak normal.

Pendeteksian ROI secara otomatis dalam penelitian ini, pertama-tama digunakan algoritma *pose estimation* yaitu *MediaPipe Pose* dari Google. Algoritma ini menggunakan model *deep learning* yang telah dilatih untuk mengenali *landmark* penting pada tubuh manusia dalam gambar atau video. *MediaPipe Pose* mendeteksi 33 titik landmark yang mencakup bagian-bagian tubuh utama seperti kepala, bahu, siku, pinggul, lutut, dan pergelangan kaki (Lugaresi, dkk, 2019). Dalam konteks mendeteksi ROI untuk analisis pernapasan bayi, area

yang menjadi fokus adalah torso, karena pergerakan perut selama pernapasan bayi sangat penting untuk menganalisis pola pernapasan.

Untuk mendeteksi ROI, *MediaPipe Pose* mengidentifikasi *landmark* yang berada di sekitar area torso bayi, terutama pada bahu kiri, bahu kanan, pinggul kiri, dan pinggul kanan. Dengan mengetahui koordinat dari titik-titik ini, sistem dapat menentukan batas area torso bayi yang akan menjadi ROI. Secara otomatis, sistem kemudian menghitung koordinat minimum dan maksimum dari titik-titik *landmark* ini untuk membentuk area yang mencakup torso bayi, yaitu bagian tubuh yang akan dipantau selama proses analisis pernapasan. Jika bayi bergerak atau posisi tubuh berubah selama perekaman, sistem akan terus mendeteksi titik-titik *landmark* ini pada setiap frame video. Dengan demikian, ROI yang ditentukan berdasarkan posisi bahu dan pinggul akan terus diperbarui secara otomatis dan adaptif sesuai dengan pergerakan bayi. Proses ini memastikan bahwa area yang dipantau tetap mencakup perut bayi, yang akan digunakan untuk menganalisis pergerakan pernapasan menggunakan teknik seperti *optical flow*. Pendekatan ini mengurangi kebutuhan akan intervensi manual dalam menentukan ROI dan memungkinkan deteksi yang lebih konsisten serta akurat meskipun bayi bergerak atau berada dalam posisi yang berbeda selama perekaman video. Diagram alur proses deteksi ROI ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Alur Proses Deteksi Pose dan Penyiapan Frame untuk Analisis Video

2.3 Deteksi Gerakan Menggunakan *Optical flow*

Optical flow digunakan untuk menganalisis pergerakan pada area tertentu dalam video, khususnya pada ROI (Region of Interest) dengan menghitung magnitudo pergerakan. Teknik ini mendeteksi perubahan intensitas piksel antara dua frame berturut-turut untuk memetakan pola gerakan, sehingga memungkinkan analisis mendalam terhadap pergerakan spesifik. Dalam penelitian ini, algoritma Farneback *optical flow* diterapkan sebagai metode utama karena kemampuannya yang efektif dalam menghitung vektor gerakan antar frame secara kontinu. Algoritma ini sangat efisien untuk mendeteksi gerakan kecil, terutama pada area torso bayi, yang menjadi indikator utama dalam mengidentifikasi sinyal pernapasan (**Nagy, dkk, 2021**).

Metode *optical flow* mendasarkan perhitungannya pada hubungan antara perubahan intensitas piksel dengan gerakan dalam citra video. Hubungan ini dapat dijelaskan secara matematis melalui persamaan kontinuitas intensitas. Jika dua frame citra dinyatakan sebagai $I(x, y, t)$ dan $I(x, y, t + \Delta t)$, maka persamaan kontinuitas intensitas dapat dirumuskan seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) \quad (1)$$

$I(x, y, t)$ = Intensitas piksel pada koordinat (x, y) di waktu t .

$I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$ = Intensitas piksel setelah perpindahan $(\Delta x, \Delta y)$ pada waktu berikutnya $t + \Delta t$.

Dengan asumsi bahwa intensitas piksel tetap konstan selama pergerakan terjadi, pendekatan deret Taylor dapat digunakan untuk memodelkan perubahan kecil pada intensitas. Pendekatan ini menghasilkan persamaan *optical flow* seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$\frac{\partial I}{\partial x} u + \frac{\partial I}{\partial y} v + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (2)$$

$\frac{\partial I}{\partial x}$ dan $\frac{\partial I}{\partial y}$ = Gradien intensitas dalam arah x dan y .

$\frac{\partial I}{\partial t}$ = Perubahan intensitas terhadap waktu.

$u = \frac{\Delta x}{\Delta t}$ = komponen kecepatan (*optical flow*) dalam arah x .

$v = \frac{\Delta y}{\Delta t}$ = komponen kecepatan (*optical flow*) dalam arah y .

Setelah komponen kecepatan horizontal (u) dan vertical (v) dihitung, magnitudo pergerakan dapat ditentukan menggunakan rumus seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$\text{Magnitudo} = \sqrt{u^2 + v^2} \quad (3)$$

Proses analisis dimulai dengan menentukan ROI, yaitu area spesifik pada video yang menjadi fokus pemantauan. Teknik *optical flow* kemudian diterapkan untuk mendeteksi pergerakan di dalam ROI tersebut. Perhitungan *optical flow* menghasilkan aliran vektor yang mencerminkan arah dan kecepatan pergerakan pada setiap piksel di ROI. Langkah selanjutnya adalah mengonversi aliran vektor tersebut menjadi nilai skalar yang merepresentasikan magnitudo pergerakan. Nilai magnitudo dihitung dengan menjumlahkan besar pergerakan pada semua piksel di dalam ROI, kemudian merata-ratakannya untuk setiap pasangan frame berturut-turut dalam video.

Hasil akhir berupa nilai magnitudo rata-rata pergerakan pada ROI di setiap pasangan frame. Nilai ini memberikan gambaran kuantitatif mengenai besarnya perubahan atau aktivitas yang

terjadi di ROI dari waktu ke waktu. Informasi ini dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut, seperti mengidentifikasi pola pergerakan yang terkait dengan pola pernapasan bayi.

2.4 Filter Temporal

Penerapan filter temporal pada data magnitudo bertujuan untuk meningkatkan kehalusan hasil perhitungan magnitudo sekaligus meminimalkan fluktuasi yang disebabkan oleh noise. Filter temporal dirancang untuk meredam noise dalam sinyal magnitudo dengan menganalisis perubahan nilai dari waktu ke waktu. Dalam penelitian ini, digunakan metode *moving average* dengan ukuran jendela (*window size*) sebesar lima. Pada setiap frame, nilai rata-rata dihitung dari kumpulan magnitudo dalam jendela yang mencakup frame saat ini beserta beberapa frame sebelum dan sesudahnya. Teknik *moving average* membantu mereduksi fluktuasi kecil yang tidak signifikan pada domain waktu, menghasilkan sinyal yang lebih halus dan stabil. Hal ini sangat penting untuk menghilangkan gangguan noise tanpa kehilangan informasi penting dalam sinyal (**Maurya, dkk, 2023**).

Selanjutnya diterapkan filter Gaussian dengan deviasi standar (σ) sebesar satu untuk meratakan dan menghaluskan sinyal magnitudo. Kombinasi kedua teknik ini memastikan bahwa data magnitudo yang akan dihasilkan lebih halus dan bebas dari gangguan noise. Dengan demikian, data yang diolah menjadi lebih akurat untuk analisis lebih lanjut.

2.5 Deteksi Puncak

Langkah terakhir dalam estimasi laju pernapasan adalah deteksi puncak pada sinyal magnitudo yang telah melalui proses filter temporal. Deteksi puncak menggunakan metode *peak detection*, yang merupakan pendekatan umum untuk menghitung laju pernapasan. Metode ini bekerja dengan mengidentifikasi puncak-puncak dalam sinyal pernapasan yang dihasilkan dari analisis video, di mana puncak-puncak tersebut merepresentasikan fase inhalasi dan ekshalasi dalam siklus pernapasan bayi.

Pendekatan deteksi puncak memiliki keunggulan dalam menangani variasi sinyal secara tiba-tiba, seperti yang sering terjadi pada bayi yang bergerak atau memiliki pola pernapasan yang tidak teratur. Untuk memastikan deteksi puncak yang relevan dan tidak terpengaruh oleh fluktuasi kecil, diterapkan jarak minimum antara puncak (*peak distance*) sebesar 1–2 detik, yang disesuaikan dengan rentang laju pernapasan bayi yang berkisar antara 30–60 napas per menit (BPM). Dengan fokus pada puncak-puncak utama, metode ini memungkinkan penghitungan frekuensi pernapasan yang lebih akurat meskipun sinyal menunjukkan fluktuasi yang signifikan, seperti pergerakan bayi atau gangguan lainnya (**Nagy, dkk, 2021**). Jumlah puncak yang teridentifikasi kemudian dihitung untuk mengestimasi laju pernapasan, yang hasilnya dinyatakan dalam satuan napas per menit (*breaths per minute* atau bpm).

2.6 Matriks Penilaian

Dalam penelitian ini, akurasi estimasi laju pernapasan dievaluasi menggunakan dua metrik utama, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE), seperti yang dinyatakan pada persamaan (4) dan (5). Kedua metrik ini digunakan untuk membandingkan hasil estimasi laju pernapasan dengan nilai referensi (*ground truth*).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y_p| \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_p)^2} \quad (5)$$

y_i = Nilai sebenarnya

y_p = Nilai yang diprediksi oleh model

n = jumlah data

MAE memberikan gambaran yang sederhana dan mudah diinterpretasikan tentang rata-rata deviasi antara hasil estimasi dan nilai referensi, sedangkan RMSE berfungsi untuk menangkap dampak dari kesalahan besar yang mungkin terjadi dalam hasil estimasi. Dengan menggunakan kedua metrik ini secara bersamaan, evaluasi kinerja metode estimasi yang diterapkan menjadi lebih komprehensif.

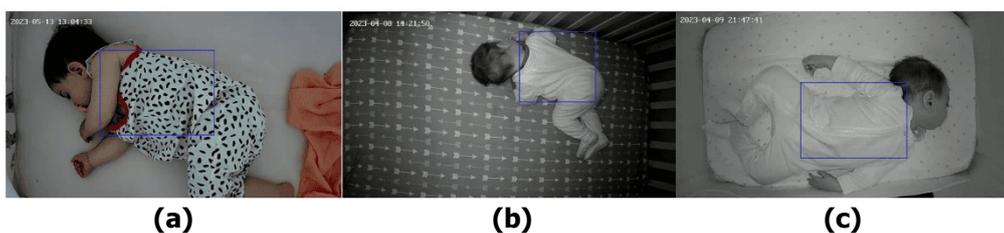
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan dataset publik AIR-125, yang terdiri dari 125 video berdurasi satu menit dari delapan subjek. Setiap subjek memiliki beberapa video dengan variasi pose dan kondisi, termasuk perbedaan posisi tubuh serta potensi gerakan selama perekaman. Dataset ini dipilih untuk menguji keandalan metode yang dikembangkan dalam mendeteksi *Region of Interest* (ROI) dan mengestimasi laju pernapasan.

3.1 Performa Deteksi ROI

Metode deteksi ROI yang dikembangkan dalam penelitian ini dirancang untuk secara otomatis mengidentifikasi area torso bayi pada setiap frame video. Algoritma ini dirancang agar fleksibel, mampu menangani berbagai frame rate seperti 10, 15, dan 30 fps, serta kompatibel dengan video yang direkam menggunakan kamera RGB atau inframerah (IR). Pendekatan ini memungkinkan penerapan yang lebih luas pada video dengan kualitas dan jenis kamera yang beragam.

Kemampuan deteksi ROI diuji pada berbagai kondisi pose bayi, termasuk telentang, miring, dan tengkurap. Meskipun orientasi tubuh yang bervariasi dapat menyebabkan perubahan pola piksel yang signifikan, sistem ini mampu mengenali ROI dengan akurasi tinggi. Visualisasi hasil deteksi ROI ditampilkan pada Gambar 4, yang menunjukkan beberapa frame di mana area torso bayi berhasil diidentifikasi dengan jelas. Hal ini menegaskan keandalan metode yang diusulkan, bahkan dalam kondisi kompleks.



Gambar 4. ROI terdeteksi pada bayi dengan pose (a) miring, (b) tengkurap, (c) telentang.

Dalam beberapa situasi tertentu, seperti sudut kamera yang tidak ideal, pencahayaan yang buruk, atau sebagian tubuh bayi yang tertutup objek lain, sistem tetap dapat beradaptasi. Dalam kasus di mana ROI tidak dapat dikenali secara optimal, algoritma ini memproses seluruh area frame video sebagai langkah adaptif. Gambar 5 memperlihatkan visualisasi dari frame-frame tersebut, di mana sinyal tetap dapat dianalisis tanpa gangguan. Proses ini memastikan metode yang dikembangkan tetap dapat digunakan dalam kondisi nyata yang sering kali tidak terkontrol sepenuhnya.



(a)

(b)

(c)

Gambar 5. ROI tidak terdeteksi pada bayi karena (a),(b),(c) sudut kamera yang tidak ideal menangkap seluruh tubuh bayi (c) pencahayaan yang buruk

Perbandingan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 1. Tabel ini memberikan gambaran tentang berbagai parameter dan kondisi yang digunakan dalam deteksi ROI pada penelitian terkait pemantauan laju pernapasan bayi.

Tabel 1. Karakteristik kamera, ROI, dan kondisi bayi dalam penelitian terkait.

Referensi	Dataset	Tipe Kamera	Resolusi (Piksel)	Frame Rate (fps)	Metode Deteksi ROI	Kondisi Bayi
(Tveit dkk., 2016)	Tidak Publik	RGB	1920 x 1080	25, 30	Manual	Terkontrol
(Gibson dkk., 2019)	Tidak Publik	RGB	1920 x 1080	30	Manual	Terkontrol
(Sun dkk., 2019)	Tidak Publik	Monokrom	736 x 480	8	Tidak Ada	Terkontrol
(Rossol dkk., 2020)	Tidak Publik	RGB	320 x 180	10	Tidak Ada	Terkontrol
(Foldesy dkk., 2021)	Tidak Publik	RGB	500 x 500	20	Tidak Ada	Terkontrol
(Kyrollos dkk., 2021)	Tidak Publik	RGB-D	N/A	30	Otomatis Training Dataset	– Terkontrol
(Khanam dkk., 2021)	Tidak Publik	RGB	N/A	N/A	Otomatis Training Dataset	– Terkontrol
(Nagy dkk., 2021)	Tidak Publik	RGB	500 x 500	20	Otomatis Training Dataset	– Terkontrol
(Maurya dkk., 2023)	Tidak Publik	RGB Thermal	1920 x 1080 640 x 480	30	Otomatis dan Manual	– Terkontrol
(Khanam dkk., 2023)	Tidak Publik	RGB	N/A	N/A	Otomatis Deteksi Kulit	– Terkontrol
(Zeng dkk., 2024)	Tidak Publik	RGB	320 x 180 160 x 90	20 15	Otomatis Deteksi Kulit	– Terkontrol
Penelitian Saat Ini	AIR-125 (Manne dkk., 2023)	RGB - IR	854 x 480 – 1920 x 1080	10 - 30	Otomatis MediaPipe Pose	– Tidak Terkontrol

Tabel tersebut mencakup informasi tentang karakteristik kamera, metode deteksi ROI, dan kondisi bayi dalam berbagai penelitian. Sebagian besar studi sebelumnya menggunakan kamera RGB dengan resolusi yang bervariasi, mulai dari rendah (320 × 180 piksel) hingga tinggi (1920 × 1080 piksel). Namun, algoritma yang digunakan dalam penelitian ini dirancang untuk fleksibel dan dapat diterapkan pada berbagai resolusi, mulai dari rendah hingga tinggi, serta pada frame rate bervariasi dari 10 hingga 30 fps. Hal ini memungkinkan penggunaan kamera dengan spesifikasi yang lebih bervariasi, tidak terbatas pada jenis atau konfigurasi tertentu. Sebaliknya, algoritma pada penelitian sebelumnya sering kali hanya cocok untuk kamera dengan resolusi atau frame rate tertentu, sehingga membatasi fleksibilitas dan penggunaannya.

Beberapa penelitian sebelumnya juga menggunakan metode deteksi ROI manual, yang memakan waktu, membutuhkan tenaga ahli, dan kurang efisien untuk dataset berskala besar. Beberapa penelitian mengadopsi metode otomatis berbasis dataset terlatih, tetapi metode ini sering kali kurang adaptif terhadap kondisi baru atau data yang berbeda. Selain itu, banyak

studi dilakukan di lingkungan terkontrol, di mana kondisi bayi dan posisinya diatur, seperti memastikan tubuh bayi tidak terhalang pakaian, posisi bayi harus dalam keadaan tertentu seperti telentang atau tetap diam, dan pencahayaan yang disesuaikan untuk meminimalkan noise. Meskipun ideal untuk mengurangi noise, tidak merepresentasikan kondisi pemantauan bayi di rumah yang cenderung tidak terkontrol.

Penelitian ini berhasil mengatasi beberapa keterbatasan tersebut dengan menggunakan metode deteksi ROI otomatis berbasis *Mediapipe Pose*, yang efisien dan tidak memerlukan pelabelan manual. Pendekatan ini dirancang untuk beradaptasi dengan kondisi tidak terkontrol, menjadikannya lebih relevan untuk aplikasi pemantauan bayi di rumah. Selain itu, metode ini kompatibel dengan kamera beresolusi 854×480 hingga 1920×1080 piksel dan dapat diterapkan pada frame rate yang fleksibel, mulai dari 10 hingga 30 fps. Keunggulan lain dari metode ini adalah kemampuannya untuk digunakan pada video dari kamera RGB maupun IR, dimana metode dapat bekerja dalam kondisi pencahayaan rendah seperti saat bayi sedang tidur di malam hari, yang akan meningkatkan fleksibilitas penerapannya.

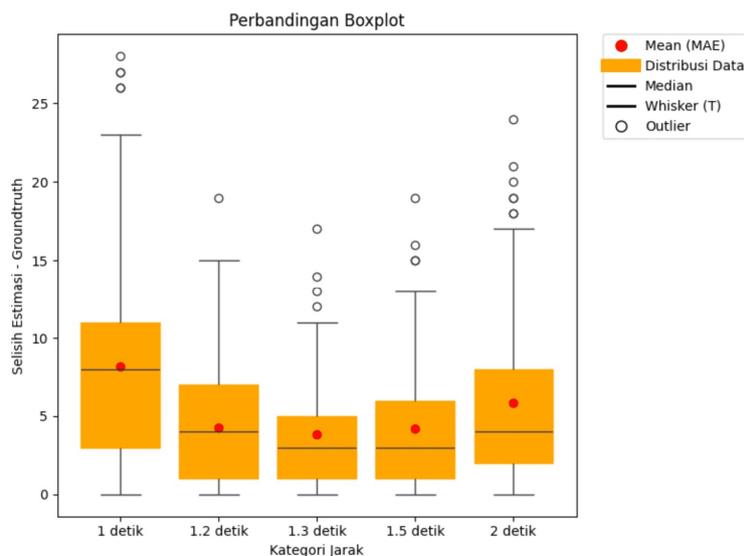
Penelitian ini juga menawarkan solusi praktis untuk kondisi nyata dengan mengintegrasikan kemampuan deteksi ROI otomatis pada lingkungan yang variabel. Dengan inovasi ini, penelitian ini tidak hanya mengatasi keterbatasan resolusi dan metode manual pada studi sebelumnya tetapi juga menyediakan pendekatan yang lebih adaptif dan efisien. Hal ini menunjukkan potensi besar metode yang diusulkan untuk mendukung pemantauan laju pernapasan bayi secara non-invasif di rumah.

3.2 Hasil Perhitungan Laju Pernapasan

Estimasi laju pernapasan pada seluruh video dalam dataset dilakukan dengan menggunakan analisis magnitudo dari *optical flow*. *Optical flow* bekerja dengan mengukur perubahan intensitas piksel antar frame berurutan untuk mendeteksi pergerakan. Dalam penelitian ini, magnitudo mencerminkan tingkat pergerakan di area ROI. Setiap siklus pernapasan menghasilkan pola magnitudo dengan dua puncak utama: puncak inhalasi yang umumnya lebih tinggi, mencerminkan gerakan ekspansi perut saat menarik napas, dan puncak ekshalasi yang cenderung lebih rendah, mencerminkan gerakan kontraksi lebih halus saat menghembuskan napas.

Peningkatan magnitudo terjadi akibat gerakan cepat antar frame yang dihasilkan oleh aktivitas pernapasan, terutama saat inhalasi. Dengan mendeteksi dan menghitung jumlah puncak dalam sinyal magnitudo, laju pernapasan dapat dihitung dalam satuan napas per menit (bpm). Teknik ini memanfaatkan pola gerakan khas selama inhalasi dan ekshalasi, serta mempertimbangkan variasi alami dalam siklus pernapasan bayi.

Untuk memastikan akurasi dalam deteksi puncak, parameter jarak antar puncak telah ditentukan berdasarkan rentang laju pernapasan normal bayi, yaitu antara 30–60 bpm, yang setara dengan durasi siklus pernapasan antara 1 hingga 2 detik. Oleh karena itu, nilai jarak yang digunakan dalam algoritma deteksi puncak adalah 1 detik, 1,2 detik, 1,3 detik, 1,5 detik, dan 2 detik. Rentang nilai ini dipilih untuk mencakup variasi alami pola pernapasan bayi sambil meminimalkan risiko terlewatnya puncak sebenarnya atau mendeteksi puncak palsu. Hasil perbandingan antara estimasi laju pernapasan dan nilai referensi (*ground truth*) ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Perbandingan hasil estimasi dengan *ground truth* berdasarkan jarak puncak

Hasil analisis menunjukkan bahwa jarak puncak 1,3 detik memberikan selisih paling kecil antara estimasi laju pernapasan dan nilai *ground truth*, dengan distribusi nilai yang stabil dan berpusat di kisaran 0–11. Meskipun terdapat beberapa outlier, yang diduga berasal dari gerakan non-pernapasan seperti pergerakan tubuh bayi, parameter ini tetap menunjukkan performa terbaik dibandingkan jarak puncak lainnya. Jarak puncak 1 detik cenderung menghasilkan estimasi yang kurang stabil, dengan selisih yang lebih besar dan distribusi nilai yang lebih tersebar. Di sisi lain, jarak puncak 1,2 detik, 1,5 detik, dan 2 detik menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan jarak puncak 1 detik, namun tetap tidak mendekati *ground truth* secara konsisten. Estimasi pada ketiga jarak puncak ini cenderung memperlihatkan fluktuasi yang cukup tinggi atau nilai yang lebih besar dari *ground truth*, mengindikasikan adanya ketidaksesuaian yang masih signifikan. Keseimbangan antara stabilitas estimasi dan kecocokan dengan *ground truth*, jarak puncak 1,3 detik dinilai sebagai parameter optimal dalam metode ini. Pemilihan nilai ini juga didasarkan pada asumsi bahwa laju pernapasan bayi biasanya mencapai hingga 45 bpm, yang sejalan dengan pola siklus pernapasan dalam dataset. Keakuratan parameter ini didukung oleh analisis matriks error pada Tabel 2, yang menunjukkan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk memperkuat validitas metode yang dikembangkan.

Tabel 2. Hasil Matriks Penilaian Laju Pernapasan

Peak Distance (detik)	MAE	RMSE
1	8,18	10,28
1,2	4,26	5,56
1,3	3,82	5,01
1,5	4,18	5,71
2	5,88	7,96

Target error yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah serendah mungkin, dengan tujuan nilai MAE mendekati 0 bpm dan RMSE yang seminimal mungkin. Hal ini berarti bahwa metode yang dikembangkan harus dapat menghasilkan estimasi laju pernapasan yang sangat akurat, dengan deviasi yang sangat kecil dibandingkan dengan nilai referensi atau *ground truth*. Nilai MAE sebesar 3,82 bpm pada jarak puncak 1,3 detik menunjukkan deviasi estimasi terhadap nilai referensi yang relatif kecil, mengindikasikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan jarak puncak yang lainnya. Sementara itu, nilai RMSE sebesar 5,01 bpm menunjukkan bahwa

meskipun terdapat beberapa error besar, hasil estimasi tetap berada dalam batas yang dapat diterima, menandakan stabilitas performa metode ini meskipun adanya variabilitas pola pernapasan, perubahan pose bayi, dan gerakan selama perekaman video.

Metode ini juga terbukti andal dalam berbagai kondisi, termasuk pose bayi yang berbeda seperti telentang, tengkurap, atau miring, serta gerakan tak terduga seperti lengan, kaki atau kepala yang bergerak. Kemampuan untuk memberikan estimasi yang akurat dalam kondisi yang tidak sepenuhnya terkontrol menunjukkan potensi besar metode ini untuk diterapkan dalam sistem pemantauan non-invasif di rumah. Fleksibilitas dan keandalannya menjadikannya sangat ideal untuk digunakan dalam pemantauan kesehatan bayi jarak jauh, khususnya pada bayi yang memerlukan pengawasan intensif. Hasil perbandingan nilai MAE dan RMSE dari penelitian ini dengan penelitian-penelitian sebelumnya disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Hasil Akurasi Penelitian dengan Penelitian Sebelumnya

Ref	ROI	Metode Analisis Video	Hasil
(Rossol, dkk, 2020)	Seluruh Frame	Eulerian Video Magnification, Motion History Image, <i>Optical flow</i> (Principal Flow Field), Micromotion dan Stationarity Detection, Deteksi Puncak.	RMSE : 6,36 BPM
(Sun, dkk, 2019)	Seluruh Frame	1. <i>Optical flow</i> (Farneback), Principal Component Analysis (PCA), Deteksi Puncak. 2. Deep Flow, Principal Component Analysis (PCA), Deteksi Puncak.	RMSE 1 : 6,10 BPM RMSE 2 : 4,55 BPM
(Foldesy, dkk, 2021)	Seluruh Frame	<i>Optical flow</i> (Horn-Schunck), CNN, Deteksi Puncak.	MAE : 6,9 BPM RMSE : 9,8 BPM
(Manne, dkk, 2023)	Seluruh Frame	<i>Optical flow</i> (AIRFlowNet), Filter BandPass, FFT.	MAE: 2,91 BPM RMSE 5,49 BPM
(Khanam, dkk, 2023)	Kulit	<i>Spatial Averaging</i> , FFT, Filter Bandpass, Deteksi Puncak.	MAE : 2,45 BPM RMSE : 2,93 BPM
(Zeng, dkk, 2024)	Seluruh Tubuh	<i>Optical flow</i> (Pixflow), Low-Pass Butterworth Filter. <i>Moving Average Filter</i> , Deteksi Puncak.	MAE (Angular) : 3,75 BPM MAE (Vertikal) : 3,94 BPM
(Nagy, dkk, 2021)	Torso	<i>Optical flow</i> (Farneback), Filter Bandpass, Deteksi Puncak.	MAE : 4,817 BPM
(Kyrollos, dkk, 2021)	Dada	Motion Magnification, <i>Bandpass Filter</i> , <i>Moving Average Filter</i> , Deteksi Puncak.	MAE : 3,5 BPM
(Khanam, dkk, 2021)	Torso	<i>Spatial Averaging</i> , Signal Decomposition, FFT, Filter Bandpass, Deteksi Puncak.	MAE : 2,13 BPM RMSE : 2,69 BPM
Penelitian saat ini	Torso	<i>Optical Flow</i> (Farneback), Temporal Filter, Deteksi Puncak	MAE : 3,82 RMSE : 5,01

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ketidakakuratan dalam pemilihan ROI sangat mempengaruhi akurasi estimasi laju pernapasan. Seperti penelitian oleh Rossol (**Rossol, dkk, 2020**) menghasilkan RMSE sebesar 6,36 BPM karena tidak mempertimbangkan pemilihan ROI dalam penelitiannya. Penelitian lainnya oleh Sun (**Sun, dkk, 2019**) dan Foldesy (**Foldesy, dkk, 2021**) juga menunjukkan RMSE yang relatif tinggi, masing-masing 4,55 BPM dan 9,8

BPM, akibat gangguan gerakan tubuh yang tidak relevan. Sementara itu, penelitian Manne **(Manne, dkk, 2023)** menunjukkan kemajuan dengan nilai MAE 2,91 BPM, namun masih ada ruang untuk peningkatan dalam pemilihan ROI. Beberapa studi juga mengandalkan metode manual dalam memilih ROI, seperti yang dilakukan oleh Tveit **(Tveit, dkk, 2016)**, yang membutuhkan proses anotasi yang intensif dan rentan terhadap bias. Penelitian lebih lanjut menggunakan teknik deteksi otomatis, seperti algoritma berbasis warna oleh Khanam **(Khanam, dkk, 2023)** dan segmentasi kulit oleh Zeng **(Zeng, dkk, 2024)**, yang menunjukkan hasil yang lebih baik, namun masih terpengaruh oleh kondisi pencahayaan dan variasi warna kulit. Teknik deep learning juga telah digunakan, dengan hasil lebih baik, seperti yang ditunjukkan oleh Kyrollos **(Kyrollos, dkk, 2021)** dan Khanam **(Khanam, dkk, 2021)**, namun memerlukan dataset besar dan perangkat keras komputasi tinggi.

Penelitian ini mengusulkan metode berbasis MediaPipe Pose untuk mendeteksi ROI secara otomatis pada area torso bayi, yang mengatasi keterbatasan-keterbatasan sebelumnya. Sistem ini lebih efisien dalam mendeteksi ROI meskipun ada variasi posisi bayi, dan hasil gerakan dianalisis menggunakan *optical flow* yang dipadukan dengan filter temporal untuk mengurangi noise. Estimasi laju pernapasan menggunakan deteksi puncak menunjukkan hasil MAE 3,82 BPM dan RMSE 5,01 BPM, yang menunjukkan kemajuan signifikan dalam mengatasi tantangan-tantangan pemantauan laju pernapasan bayi secara non-kontak. Dengan demikian, penelitian ini menawarkan solusi yang lebih robust dan adaptif dibandingkan dengan pendekatan-pendekatan sebelumnya, yang memungkinkan pemantauan laju pernapasan bayi dilakukan dengan lebih akurat, efisien, dan konsisten dalam berbagai kondisi.

Meskipun hasil penelitian ini menunjukkan potensi yang signifikan dalam memantau laju pernapasan bayi secara non-kontak menggunakan video, masih terdapat ruang untuk pengembangan lebih lanjut yang dapat meningkatkan performa dan aplikasi sistem dalam berbagai situasi nyata. Penggunaan dataset yang lebih besar dan beragam, mencakup berbagai usia bayi, kondisi kesehatan, dan lingkungan rumah, diperlukan untuk meningkatkan generalisasi sistem. Selain itu, integrasi dengan teknologi Internet of Things (IoT) memungkinkan transmisi data secara real-time kepada dokter, sehingga pemantauan kondisi bayi dapat dilakukan secara langsung. Pengujian sistem di lingkungan rumah pasien juga menjadi langkah penting untuk mengevaluasi performa, kemudahan penggunaan oleh orang tua, serta memastikan kenyamanan, keamanan, dan privasi guna mendorong adopsi sistem secara optimal.

4. KESIMPULAN

Metode deteksi ROI otomatis berbasis *MediaPipe* telah diuji pada berbagai pose bayi (telentang, tengkurap, dan miring) serta kondisi perekaman yang tidak terkontrol, menunjukkan fleksibilitas dan kekuatan metode ini dalam pemantauan non-invasif. Metode ini berfungsi dengan baik pada berbagai resolusi kamera dan kecepatan frame (10-30 fps), memungkinkan penggunaan kamera dengan spesifikasi yang beragam. Penelitian ini mengembangkan metode estimasi laju pernapasan berbasis *optical flow* yang akurat dan stabil dengan menganalisis pola pernapasan khas bayi. Dengan parameter jarak puncak 1.3 detik, metode ini menghasilkan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 3,82 bpm dan *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 5,01 bpm, meskipun ada variabilitas pola pernapasan bayi. Pendekatan ini sangat aplikatif untuk pemantauan jarak jauh, khususnya bagi bayi yang membutuhkan perawatan intensif, seperti bayi dengan gangguan pernapasan atau kelainan jantung. Metode ini memberikan solusi praktis untuk pemantauan kesehatan bayi di rumah, serta mendukung pengambilan keputusan medis yang lebih cepat dan efektif.

DAFTAR RUJUKAN

- Antink, C. H., Lyra, S., Paul, M., Yu, X., & Leonhardt, S. (2019). A Broader Look: Camera-Based Vital Sign Estimation across the Spectrum. Dalam *Yearbook of medical informatics*, 28(1). <https://doi.org/10.1055/s-0039-1677914>
- Dimitriou, G., Tsintoni, A., Vervenioti, A., Papakonstantinou, D., & Dassios, T. (2021). Effect of prone and supine positioning on the diaphragmatic work of breathing in convalescent preterm infants. *Pediatric Pulmonology*, 56(10). <https://doi.org/10.1002/ppul.25594>
- Foldesy, P., Zarandy, A., & Szabo, M. (2021). Reference Free Incremental Deep Learning Model Applied for Camera-Based Respiration Monitoring. *IEEE Sensors Journal*, 21(2). <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.3021337>
- Gibson, K., Al-Naji, A., Fleet, J., Steen, M., Esterman, A., Chahl, J., Huynh, J., & Morris, S. (2019). Non-contact heart and respiratory rate monitoring of preterm infants based on a computer vision system: a method comparison study. *Pediatric Research*, 86(6). <https://doi.org/10.1038/s41390-019-0506-5>
- Khanam, F. T. Z., Al-Naji, A., Perera, A. G., Gibson, K., & Chahl, J. (2023). Non-contact automatic vital signs monitoring of neonates in NICU using video camera imaging. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging and Visualization*, 11(2). <https://doi.org/10.1080/21681163.2022.2069598>
- Khanam, F. T. Z., Perera, A. G., Al-Naji, A., Gibson, K., & Chahl, J. (2021). Non-contact automatic vital signs monitoring of infants in a neonatal intensive care unit based on neural networks. *Journal of Imaging*, 7(8). <https://doi.org/10.3390/jimaging7080122>
- Kyrollos, D. G., Tanner, J. B., Greenwood, K., Harrold, J. A., & Green, J. R. (2021). Noncontact neonatal respiration rate estimation using machine vision. *2021 IEEE Sensors Applications Symposium, SAS 2021 - Proceedings*. <https://doi.org/10.1109/SAS51076.2021.9530013>
- Lugaresi, C., Tang, J., Nash, H., McClanahan, C., Uboweja, E., Hays, M., Zhang, F., Chang, C.-L., Yong, M. G., Lee, J., Chang, W.-T., Hua, W., Georg, M., & Grundmann, M. (2019). *MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines*. <http://arxiv.org/abs/1906.08172>
- Manne, S. K. R., Zhu, S., Ostadabbas, S., & Wan, M. (2023). Automatic Infant Respiration Estimation from Video: A Deep Flow-Based Algorithm and a Novel Public Benchmark. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 14246 LNCS. https://doi.org/10.1007/978-3-031-45544-5_10

- Maurya, L., Zwiggelaar, R., Chawla, D., & Mahapatra, P. (2023). Non-contact respiratory rate monitoring using thermal and visible imaging: a pilot study on neonates. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, *37*(3). <https://doi.org/10.1007/s10877-022-00945-8>
- Nagy, Á., Földesy, P., Jánoki, I., Terbe, D., Siket, M., Szabó, M., Varga, J., & Zarándy, Á. (2021). Continuous camera-based premature-infant monitoring algorithms for nicu. *Applied Sciences (Switzerland)*, *11*(16). <https://doi.org/10.3390/app11167215>
- Rossol, S. L., Yang, J. K., Toney-Noland, C., Bergin, J., Basavaraju, C., Kumar, P., & Lee, H. C. (2020). Non-contact video-based neonatal respiratory monitoring. *Children*, *7*(10). <https://doi.org/10.3390/children7100171>
- Sun, Y., Wang, W., Long, X., Meftah, M., Tan, T., Shan, C., Aarts, R. M., & de With, P. H. N. (2019). Respiration monitoring for premature neonates in NICU. *Applied Sciences (Switzerland)*, *9*(23). <https://doi.org/10.3390/app9235246>
- Tveit, D. M., Engan, K., Austvoll, I., & Meinich-Bache, Ø. (2016). Motion based detection of respiration rate in infants using video. *Proceedings - International Conference on Image Processing, ICIP, 2016-August*. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2016.7532553>
- Villarroel, M., Chaichulee, S., Jorge, J., Davis, S., Green, G., Arteta, C., Zisserman, A., McCormick, K., Watkinson, P., & Tarassenko, L. (2019). Non-contact physiological monitoring of preterm infants in the Neonatal Intensive Care Unit. *npj Digital Medicine*, *2*(1). <https://doi.org/10.1038/s41746-019-0199-5>
- Wheatley, I. (2018). Respiratory rate 3: how to take an accurate measurement. *Nursing Times*, *114*(7).
- Zeng, Y., Yu, D., Song, X., Wang, Q., Pan, L., Lu, H., & Wang, W. (2024). Camera-Based Cardiorespiratory Monitoring of Preterm Infants in NICU. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, *73*, 1–13. <https://doi.org/10.1109/TIM.2024.3395314>