










Kamera 3D dan Oksimeter Pulsa untuk Pernafasan Deteksi Peristiwa

Karina Coronel , Christoph Wiesmeyr , Heinrich Garn , Bernhard Kohn , Markus Wimer, Magdalena Mandl , Martin Glo , Thomas Penzel , Anggota Senior, IEEE, Gerhard Klösch, Andrijana Stefanic-Kejik, Marion Böck, Eugenijus Kaniusas , dan Stefan Seidel 

Abstrak—Tujuan: Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memperoleh sinyal gerakan pernapasan dari kamera waktu terbang 3D dan untuk menyelidiki apakah dapat digunakan dalam kombinasi dengan SpO2 untuk mendeteksi kejadian pernapasan yang sebanding dengan deteksi berbasis polisomnografi (PSG). Metode: Kami memperoleh sinyal pernapasan dari kamera 3D dan mengembangkan algoritme baru yang mendeteksi penurunan gerakan pernapasan dan desaturasi SpO2 dalam SpO2 profil pernapasan 3D. Metode ini diuji pada 61 video 3D tersinkronisasi dan rekaman PSG dari 61 pasien. Indeks apnea-hypopnea (AHI) yang diprediksi, dihitung berdasarkan total waktu tidur, dan tingkat keparahan yang diprediksi dibandingkan dengan anotasi PSG manual (PSG manual). Evaluasi AHI yang diprediksi, diukur dengan korelasi intraclass (ICC), dan klasifikasi keparahan dilakukan. Selanjutnya, hasilnya dievaluasi dengan analisis epoch 30 detik, diberi label baik sebagai kejadian pernapasan atau pernapasan normal, di mana akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan kappa Cohen dihitung. Hasil:

Skor AHI yang diprediksi adalah ICC $r = 0,94$ ($0,90 - 0,96$ pada interval kepercayaan 95%, $p < 0,001$) dibandingkan dengan PSG manual. Klasifikasi tingkat keparahan mencetak akurasi 80%, tanpa klasifikasi yang salah dengan lebih dari satu tingkat keparahan. Berdasarkan analisis epoch 30 detik, metode ini mendapatkan nilai Cohen's kappa = 0,72, akurasi = 0,88, sensitivitas = 0,80, dan spesifisitas = 0,91. Kesimpulan: Metode deteksi kami sangat baik dan persetujuan substansial dengan penilaian berbasis PSG. Signifikansi: Metode ini menunjukkan potensi untuk secara andal mendeteksi kejadian pernapasan tanpa aliran udara dan sensor sabuk pernapasan, sensor yang dapat membuat pasien tidak nyaman dan rentan terhadap artefak gerakan.

Istilah **Indeks** —Komputasi biomedis, algoritme deteksi, pemrosesan sinyal biomedis, pemantauan biomedis.

I. PENDAHULUAN

Naskah diterima 21 Oktober 2019; revisi 30 Januari 2020 dan 11 Maret 2020; diterima 25 Maret 2020. Tanggal publikasi 20 April 2020; tanggal versi saat ini 5 Januari 2021. Proyek ini didukung oleh Badan Promosi Riset Austria (FFG), ID proyek 859622. Thomas Penzel sebagian didukung oleh Pemerintah RF di bawah Hibah 075-15-2019-1885. (Penulis terkait: Carmina Coronel.)

Carmina Coronel, Christoph Wiesmeyr, Heinrich Garn, dan Bernhard Kohn bersama AIT Austrian Institute of Technology GmbH, 1210 Vienna, Austria (email: carmina.coronel@ait.ac.at; christoph.wiesmeyr@ait.ac.at; heinrich.garn@ait.ac.at; bernhard.kohn@ait.ac.at).

Markus Wimmer bersama Rumah Sakit Universitas Kepler, Departemen Neurologi 2, 4020 Linz, Austria. Dia sekarang bersama Salzkammergut Klinikum Vöcklabruck, Oberösterreichische Gesundheitsholding, 4840 Vöcklabruck, Austria (email: markus.wimmer@oöeg.at).

Magdalena Mandl bersama Rumah Sakit Universitas Kepler, Departemen Neurologi 2, 4020 Linz, Austria (email: magdalena.mandl@kepleruniklinikum.at).

Martin Gloß bersama Advanced Sleep Research GmbH, Berlin, Jerman dan Pusat Pengobatan Tidur Interdisipliner, Charité Universitätsmedizin Berlin, 10117 Berlin, Jerman (email: martin.gloss@charite.de).

Thomas Penzel bersama Advanced Sleep Research GmbH, Berlin, Jerman dan Pusat Pengobatan Tidur Interdisipliner, Charité Universitätsmedizin Berlin, 10117 Berlin, Jerman, dan juga dengan Universitas Negeri Saratov, Saratov 410012, Rusia (email: thomas.penzel@charite.de).

Gerhard Klösch, Andrijana Stefanic-Kejik, Marion Böck, dan Stefan Seidel bekerja di Medical University of Vienna, Department of Neurology, 1090 Vienna, Austria (email: gerhard.kloesch@meduniwien.ac.at; andrijana.stefanic-kejik@meduniwien.ac.at; marion.boeck@meduniwien.ac.at; stefan.seidel@meduniwien.ac.at).

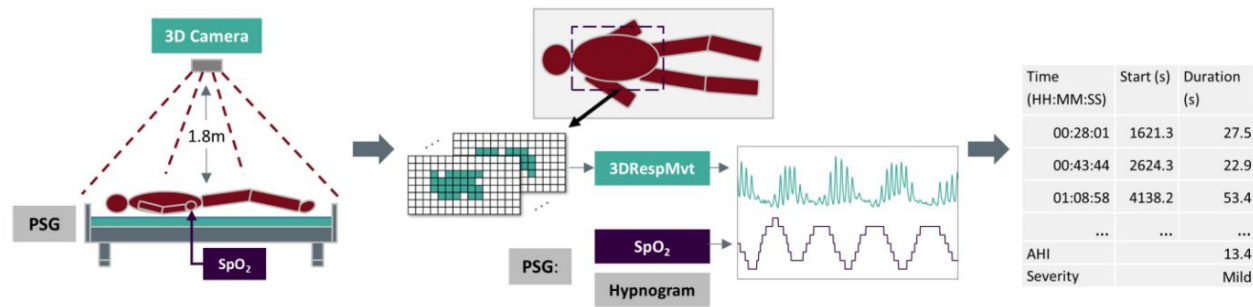
Eugenijus Kaniusas bersama Universitas Teknologi Wina (TU Wien), Institut Elektrodinamika, Gelombang Mikro dan Teknik Sirkuit, 1040 Wina, Austria (email: eugenijus.kaniusas@tuwien.ac.at).

Pengenal Objek Digital 10.1109/JBHI.2020.2984954

LEEP apnea adalah gangguan yang ditandai dengan banyak episode apnea atau hypopnea selama tidur. Seperti yang tertera di manual penilaian American Academy of Sleep Medicine (AASM), apnea didefinisikan sebagai pengurangan aliran udara sebesar 90% selama setidaknya 10 detik, sementara hipopnea adalah pengurangan aliran udara minimal 30%, dengan penurunan oksigen darah yang terkait. urasi dan / atau gairah [1]. Standar emas untuk diagnosis tidur, termasuk deteksi kejadian pernapasan seperti apnea dan hipopnea, adalah rekaman tidur semalaman yang disebut polysomnography (PSG), yang terdiri dari beberapa sensor yang secara bersamaan mengukur sinyal tubuh yang berbeda. Menurut manual penilaian AASM, elektrokardiogram, elektroensefalogram (EEG), elektrookulogram, elektromiogram tungkai dan dagu, aliran udara, upaya pernapasan, dan SpO2 adalah sinyal wajib dalam PSG [1]. SpO2 adalah sinyal yang diukur dengan oksimeter denyut dan merupakan ukuran saturasi oksigen darah di perifer.

Sinyal upaya pernapasan, sebaiknya direkam di dada dan perut dengan plethysmography induktansi pernapasan (RIP), juga termasuk dalam PSG [1].

Frekuensi kejadian apnea dan hipopnea adalah ukuran keparahan apnea tidur, dan dinyatakan sebagai indeks apnea-hipopnea (AHI). AHI adalah jumlah kejadian apnea dan hipopnea per jam selama tidur. AHI antara 5–15 dianggap ringan, 15–30 dianggap sedang dan AHI >30 dianggap berat [2]. Sistem PSG biasanya memberikan penilaian kejadian pernapasan dengan perangkat lunak terintegrasi mereka. Namun, pengaturan keseluruhan, dengan lampiran banyak sensor dan kabel



Gambar 1. Tinjauan pengaturan pengujian metode yang diusulkan menggunakan kamera 3D dan SpO2 untuk mendeteksi kejadian pernapasan.

ke tubuh menghambat tingkat kenyamanan pasien dan dapat menyebabkan kurang tidur lebih lanjut.

Pendekatan nirkabel, tanpa kontak, atau disederhanakan telah dipertimbangkan dalam pengobatan tidur, terutama untuk deteksi apnea. Penggunaan radar doppler yang ditempatkan di bawah [3] atau di kasur [4] telah dipelajari sebelumnya. Satu pendekatan baru yang diperkenalkan sebelumnya termasuk strip sekali pakai yang disebut SleepStrip (SLP Ltd, Tel-Aviv, Israel) [5]. Dan yang lainnya adalah perangkat yang dikenakan di pergelangan tangan yang disebut WatchPAT (Itamar Medical Ltd, Caesarea Israel) yang mengukur tonus arteri perifer untuk mendeteksi apnea dan hipopnea [6]. Pendekatan berbasis suara juga disajikan dalam penelitian sebelumnya, dengan penggunaan mikrofon yang mengukur suara trakea [7]–[9]. Desaturasi oksigen yang diukur dengan SpO2 juga diperkenalkan untuk mendeteksi kejadian pernapasan [10], [11], bagaimana desaturasi oksigen terjadi di perifer dengan penundaan waktu, tergantung pada lokasi oksimeter denyut, perfusi darah lokal, dan karena alasan fisiologis lainnya [12].

Dalam makalah ini, kami mengusulkan suatu metode untuk mendeteksi kejadian pernapasan dengan menggunakan SpO2 yang diukur dengan oksimeter denyut dan gerakan pernapasan yang berasal dari kamera 3D tanpa kontak. Motivasi dari pendekatan ini adalah untuk membatasi jumlah sensor yang dipasang pada pasien, untuk meningkatkan kualitas tidur yang lebih baik dan meringankan beban teknisi tidur selama pemantauan semalaman. Metode kami juga sesuai untuk pasien dengan toleransi rendah terhadap sensor kontak. Telah dilaporkan bahwa, secara global, diperkirakan 936 juta orang dewasa berusia 30–69 tahun menderita apnea obstruktif ringan hingga berat [13]. Selain itu, waktu tunggu individu untuk pemeriksaan awal dan janji temu dengan PSG dapat bervariasi dari minggu ke bulan [14]. Oleh karena itu, ada permintaan besar untuk alternatif PSG yang memfasilitasi pengujian sejumlah besar pasien untuk sleep apnea.

Pendekatan yang disajikan dalam makalah ini menggunakan teknologi 3D time-of flight (TOF) di kamera Kinect V2 (Microsoft, Redmond, VA, USA) untuk mendapatkan sinyal gerakan pernapasan. Kamera TOF 3D mengukur jarak objek dari objek itu sendiri pada waktu yang diperlukan untuk memancarkan cahaya, dipantulkan oleh objek, dan diterima kembali oleh kamera. Keuntungannya adalah tanpa kontak, oleh karena itu mobilitas pasien selama tidur tidak terhalang. Selain itu, kemungkinan sinyal tidak dapat digunakan karena sensor yang tidak terpasang dengan benar, baik karena penempatan yang salah atau karena gerakan saat tidur, berkurang. Oleh karena itu, kami menginvestigasi apakah sinyal gerakan pernapasan yang diturunkan dari kamera 3D dan SpO2 dapat secara andal mendeteksi kejadian pernapasan dengan hasil yang mirip dengan deteksi berbasis PSG.

Kami menyusun makalah sebagai berikut: Bagian II memberikan gambaran umum tentang metode yang diusulkan, Bagian III memberikan informasi tentang subjek yang termasuk dalam validasi, Bagian IV menyajikan anotasi yang digunakan sebagai referensi untuk validasi, Bagian V memberikan turunan dari gerakan pernapasan sinyal dari kamera 3D, Bagian VI menjelaskan algoritma pendeteksian, Bagian VII menjelaskan metode statistik yang digunakan dalam validasi, dan Bagian VIII, IX, dan X masing-masing adalah hasil, pembahasan dan kesimpulan.

II. METODE YANG DIUSULKAN

Metode yang kami usulkan menggunakan kamera Kinect V2 untuk memperoleh sinyal gerakan pernapasan. Kami menyebut sinyal ini 3DRespMvt. Kami memilih Kinect V2 karena dilaporkan dapat diterapkan untuk pemantauan gerakan tubuh dan sesuai untuk permukaan melengkung seperti daerah dada [15]. Selain itu, kami memvalidasi penggunaan Kinect V2 untuk mendapatkan sinyal gerakan pernapasan dan menemukan korelasi yang signifikan dengan sinyal RIPsum (RIP perut dan dada) selama kejadian pernapasan [16].

Menggunakan 3DRespMvt dan SpO2, kami mengembangkan algoritme baru untuk mendeteksi kejadian pernapasan saat tidur, seperti apnea dan hipopnea. Gambaran umum dari metode yang diusulkan diilustrasikan pada Gambar. 1. Tugas utama metode ini adalah mendeteksi kejadian pernapasan, menghitung AHI, dan memperkirakan tingkat keparahan. Hanya area tubuh bagian atas yang relevan dalam penurunan 3DRespMvt. Piksel aktif di bagian tubuh atas yang berkaitan dengan pernapasan dipilih secara otomatis dan informasi kedalamannya diproses untuk mendapatkan 3DRespMvt. Penurunan 3DResp Mvt dan desaturasi pada SpO2 dideteksi dan diproses untuk menilai kejadian pernapasan dan memperkirakan AHI.

Untuk mengevaluasi metode yang kami usulkan, kami menyiapkan rekaman PSG dan kamera 3D semalaman secara bersamaan. Kamera 3D ditempatkan sekitar 1,8 m di atas tempat tidur. Ruangan itu redup, dan setiap pasien diberi selimut. Tidak diperlukan pakaian khusus untuk pasien. SpO2 diukur sebagai bagian dari sistem PSG dengan oksimeter denyut yang diletakkan di jari. Sistem perangkat lunak PSG menyediakan hipnogram (pementasan tidur) dan posisi tubuh (terlentang, lateral kiri, lateral kanan, tengkurap). Total waktu tidur (TST) diturunkan dari hipnogram. Rekaman kamera 3D tidak tergantung pada PSG. Oleh karena itu, sinkronisasi waktu diperlukan untuk sinkronisasi sinyal. Untuk mengimplementasikannya, kami memasukkan sinyal waktu yang dikirim oleh komputer perekam ke dalam PSG. Hanya yang relevan

periode perekaman di mana kamera 3D dan PSG sama-sama merekam dimasukkan dalam analisis, karena perbedaan antara awal dan akhir kamera 3D dan rekaman PSG.

Oleh karena itu, bagian awal dan akhir dari rekaman dimana hanya satu sistem yang direkam dikeluarkan dari analisis.

Beberapa teknologi kamera yang berbeda telah diusulkan dan dipelajari untuk mengukur respirasi. Kamera termal, inframerah, dan kedalaman telah diuji untuk memantau pernapasan, gerakan, aktivitas jantung, fase tidur dan bangun [17]–[22]. Studi Falie dan Inchim adalah salah satu yang pertama merinci penggunaan kamera kedalaman untuk memantau upaya pernapasan tetapi metrik perbandingan dengan PSG tidak dilaporkan [23]. Menggunakan sensor Kinect untuk memantau apnea diuji pada 5 subjek, di mana mereka menggunakan perbedaan bingkai untuk menentukan laju pernapasan [24]. Namun, eksperimen mereka melibatkan peristiwa apnea yang ditiru dari subjek sehat. Yang *dkk.* mengklasifikasikan dan mendeteksi kejadian pernapasan oleh Support Vector Machine menggunakan fitur kamera kedalaman dan fitur audio [25]. Dalam [26], penelitian ini menggunakan kamera 3D untuk mendapatkan indeks pernapasan. berdasarkan Kinect dan melaporkan korelasi $r = 0,823$ pada 21 pasien obstructive sleep apnea (OSA).

Pendekatan kami berbeda dalam beberapa hal: Pertama, kami memperoleh sinyal pernapasan yang mirip dengan sinyal upaya pernapasan di PSG, yang memungkinkan validasi dan perbandingan visual. Kedua, kami menggabungkan penggunaan kamera kedalaman dan SpO2 untuk mengembangkan algoritme baru untuk mendeteksi peristiwa pernapasan. Dan terakhir, kami dapat memvalidasi hasil deteksi kami menggunakan video 3D semalam dan rekaman PSG dari 61 pasien dengan dugaan sleep apnea.

AKU AKU AKU. SUBYEK

Enam puluh satu subjek dengan dugaan apnea tidur obstruktif menjalani video 3D penuh dan perekaman -PSG semalam selama satu malam di laboratorium tidur Kepler University Clinic (JKU), Linz atau di Advanced Sleep Research GmbH, Berlin (ASR).

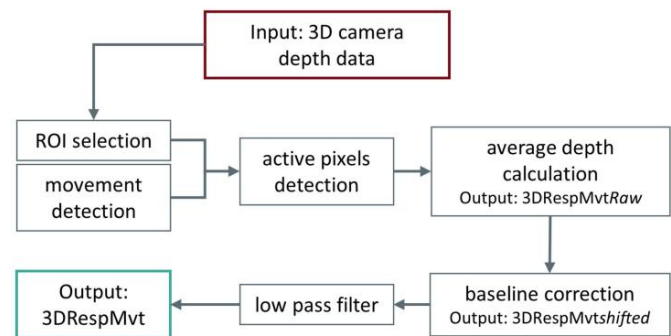
Usia rata-rata subjek adalah 56 tahun ($\pm 12,8$). Umur termuda 25 tahun dan umur tertua 80 tahun. Mereka terdiri dari 41 laki-laki dan 20 perempuan. Indeks massa tubuh rata-rata (BMI) adalah $29,8 \text{ kg/m}^2$ ($\pm 5,8$).

Studi ini disetujui oleh komite etik negara bagian Upper Austria (B-130-17) dan Charité – Universitätsmedizin Berlin (EA1/127/16). Persetujuan tertulis dari subjek diperoleh sebelum dimasukkan dalam penelitian.

Sistem PSG yang digunakan oleh klinik adalah Somnoscreen Plus dengan perangkat lunak Domino (Somnomedics, Randersacker, Jerman) untuk sistem JKU dan EMBLA N7000 dengan perangkat lunak RemLogic 3.4.1, (Embla Systems, Broomfield, CO, USA) untuk ASR.

IV. Anotasi KEJADIAN PERNAPASAN

Setiap rekaman dinilai secara manual (manualPSG_1A) dengan inspeksi visual sesuai dengan manual penilaian AASM dengan aturan yang direkomendasikan 1A untuk hipopnea [1]. Anotasi ini berfungsi sebagai referensi untuk evaluasi. Kami juga menilai rekaman secara manual menggunakan aturan 1B yang dapat diterima untuk hipopnea (manualPSG_1B). Aturan 1A menyatakan bahwa kejadian hipopnea adalah penurunan setidaknya 30% aliran udara dengan gairah atau



Gambar 2. Tahapan derivasi 3DRespMvt.

desaturasi oksigen terkait minimal 3%, sedangkan 1B hanya membutuhkan desaturasi oksigen terkait minimal 4% tanpa gangguan selain penurunan aliran udara [1].

Untuk setiap rangkaian anotasi, apnea dan hipopnea dikumpulkan bersama dan disebut sebagai peristiwa pernapasan. AHI referensi dihitung menggunakan TST. Peristiwa yang terjadi berdering selama periode bangun dikeluarkan dari perhitungan. Selanjutnya, AHI selama tahapan tidur rapid eye movement (REM) dan selama non-REM (NREM) juga dihitung. Karena perbedaan total waktu perekaman, hanya peristiwa di mana kamera 3D dan PSG sama-sama merekam yang dimasukkan dalam analisis.

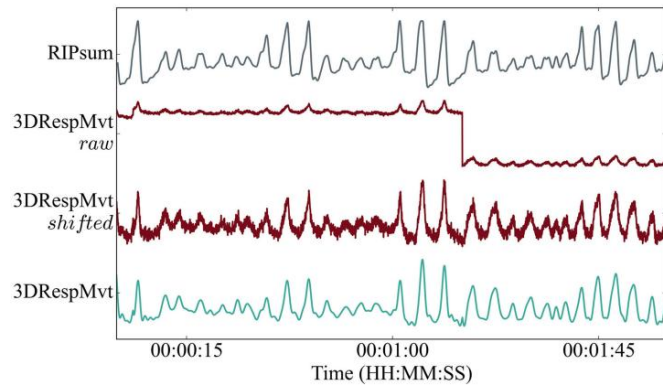
Setiap rekaman PSG hadir dengan penilaian otomatis (autoPSG) dari peristiwa pernapasan oleh sistem perangkat lunak PSG (ASR: RemLogic 3.4.1, JKU: Perangkat Lunak Domino).

V. GERAKAN PERNAPASAN DARI 3D TOF CAMERA

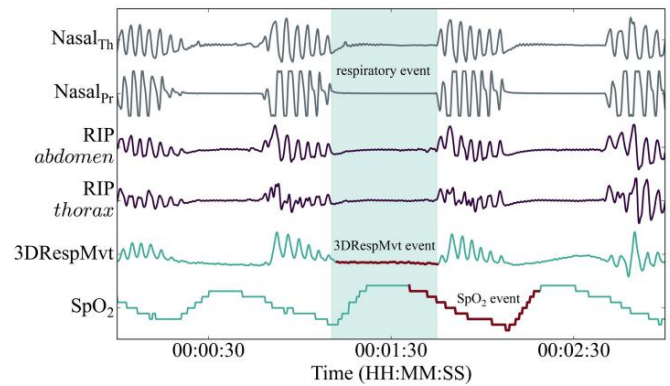
Data mentah kamera 3D diproses untuk mendapatkan 3DRespMvt. Langkah-langkah utama derivasi ditunjukkan pada Gambar. 2. Sebelum pemilihan ROI, informasi kedalaman yang hilang diestimasi dengan interpolasi linier antara frame sebelumnya dan berikutnya. Dimensi bingkai gambar tunggal kamera adalah 512×424 dengan frekuensi sampling 30 Hz.

Karena bingkai menyertakan tempat tidur penuh dan pasien, wilayah minat (ROI) ditentukan secara manual per rekaman untuk fokus pada area tubuh bagian atas, yang mencakup area dada dan perut. Dimensi ROI berbeda untuk setiap perekaman. Dan karena seorang pasien diharapkan untuk bergerak sepanjang malam, ROI ditempatkan secara strategis untuk menutupi sebagian besar tubuh bagian atas. Kami menetapkan informasi kedalaman dalam ROI sebagai $d(t_m, i, j)$ di mana i dan j adalah lokasi piksel dalam ROI dalam dua sumbu spasial. Dan t_m adalah sampel temporal ke- m pada kecepatan 30 Hz.

Perangkat lunak untuk mendeteksi gerakan tubuh saat tidur diterapkan, melibatkan filter konvolusi untuk mendeteksi perubahan sinyal. Kami menggunakan perangkat lunak yang sama yang diperkenalkan di [20], [22]. Rekaman kemudian dibagi menjadi segmen tanpa gerakan dan segmen dengan gerakan. Segmen tanpa gerakan tubuh kemudian diproses untuk memilih piksel aktif yang berkaitan dengan pernapasan. Kami menunjukkan informasi kedalaman dalam segmen sebagai $ds(t_m, i, j)$. Distribusi spektral dari setiap piksel dalam suatu segmen diperkirakan dengan transformasi Fourier yang ditampilkan



Gambar 3 Tahapan derivasi 3DRespMvt dan RIPsum = penjumlahan RIP abdomen dan thorax



Gambar 4. Peristiwa SpO2 terjadi 23 detik setelah onset 3DRespMvt (durasi 33 detik). Sensor aliran udara hanya untuk tujuan perbandingan. NasalTh = termistor hidung, NasalPr = kanula tekanan hidung.

dalam (1), di mana $tm \in \{0, \dots, T\}$ menunjukkan indeks waktu di segmen tertentu.

$$Ds(k, i, j) = \sum_{tm=0}^{T-1} ds(tm, i, j) \cdot e^{j2\pi ktm/T} \cdot ROI(i, j) \quad (1)$$

Piksel dalam ROI yang memiliki energi lebih tinggi dalam pita frekuensi antara 10 hingga 40 napas per menit dipilih sebagai aktif, di mana kami mendefinisikan As sebagai subset ROI yang berisi indeks piksel aktif (i, j) dari segmen tersebut s . Kisaran frekuensi yang dipilih yang digunakan didasarkan pada tingkat pernapasan antara bayi baru lahir dan orang dewasa [27]. Setelah itu, 3DRespMvt_{raw} dihitung dari kedalaman rata-rata piksel aktif (2), di mana N adalah jumlah piksel aktif dalam As :

$$3DRespMvt_{raw}(tm) = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in As} d(tm, i, j) \quad (2)$$

Untuk segmen dengan gerakan tubuh, piksel aktif dari segmen sebelumnya digunakan untuk menentukan A . Saat himpunan piksel aktif berubah dari satu segmen ke segmen lainnya, lompatan amplitudo pada sinyal terjadi seperti yang terlihat pada 3DRespMvt_{raw} pada Gambar 3. 3DRespMvt_{raw} dikoreksi dengan mengurangi kurva baseline seperti yang dijelaskan pada rumus (3). Baseline, bl , dihitung per segmen dengan pemasangan kurva polinomial. Urutan polinomial meningkat secara logaritmik dengan panjang segmen, dengan set maksimum pada 10. Hal ini menyebabkan sinyal bergeser 3DRespMvt, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.

$$3DRespMvt_{shifted}(tm) = 3DRespMvt_{raw}(tm) - bl(tm) \quad (3)$$

Setelah proses pergeseran, sinyal disaring menggunakan low pass filter dengan frekuensi cutoff 1 Hz, dimana cutoff yang dipilih didasarkan pada tingkat pernapasan yang dilaporkan [27], yang mengarah ke sinyal akhir, 3DRespMvt. Pada Gambar 4, 3DRespMvt yang dihasilkan ditunjukkan dengan sinyal terkait pernapasan PSG lainnya yang menunjukkan gerakan selama pernapasan biasa dan penurunan gerakan selama peristiwa pernapasan.

VI. DETEKSI KEJADIAN PERNAPASAN

Deteksi kejadian respirasi dilakukan dengan menggabungkan kejadian reduksi pada 3DRespMvt dan kejadian desaturasi pada SpO2. Algoritme pertama kali mendeteksi pengurangan dalam 3DRespMvt dan menamakannya sebagai peristiwa 3DRespMvt. Untuk tujuan ini, kurva amlop atas diperkirakan dengan menggunakan interpolasi spline pada puncak positif 3DRespMvt. Algoritme kemudian mendeteksi puncak utama di kurva amlop atas. Setelah itu, algoritme menguji segmen dalam 3DRespMvt antara puncak utama yang ditentukan terhadap ambang amplitudo dan durasi untuk memberi label peristiwa 3DRespMvt. Ketika amplitudo segmen turun di bawah 0,5 (faktor ambang) dari puncak sebelumnya dengan durasi setidaknya 10 detik, itu ditandai sebagai peristiwa. Faktor ambang batas dipilih berdasarkan penurunan yang diamati pada 3DRespMvt selama peristiwa pernapasan dan rata-rata penurunan sinyal RIP yang dilaporkan [16], [28]. Ambang durasi mengikuti durasi minimum acara yang ditentukan dalam manual penilaian AASM [1].

Peristiwa SpO2 dideteksi dengan cara yang sama oleh algoritme. Puncak utama di SpO2 terdeteksi dan digunakan untuk menentukan segmen di antara puncak. Segmen kemudian diuji untuk desaturasi. Dalam penelitian ini, kami menggunakan ambang batas 3% dan 4% untuk kejadian SpO2, dipilih berdasarkan manual penilaian AASM [1].

Algoritme menentukan peristiwa pernapasan ketika peristiwa 3DRespMvt dikaitkan dengan peristiwa desaturasi SpO2 yang terjadi dalam 60 detik setelahnya, di mana peristiwa pernapasan yang terdeteksi memiliki waktu dan durasi awal yang sama dengan peristiwa 3DRespMvt yang sesuai. Misalnya, pada Gambar 4, peristiwa SpO2 terjadi dalam 60 detik setelah dimulainya peristiwa 3DRespMvt, peristiwa pernapasan terdeteksi dengan waktu dan durasi awal yang sama dengan peristiwa 3DRespMvt.

Algoritme deteksi menampilkan waktu dan durasi peristiwa yang terdeteksi. Itu juga mengembalikan AHI berdasarkan TST. Serupa dengan perhitungan AHI dari anotasi referensi, peristiwa yang terjadi selama periode terjaga dikecualikan. Terakhir, tingkat keparahan diberikan berdasarkan prediksi AHI. Dibandingkan dengan anotasi referensi, REM-AHI dan NREM-AHI juga dihitung oleh algoritme. Untuk dapat membandingkan hasilnya

dengan anotasi referensi, hanya peristiwa di mana kamera 3D dan PSG sama-sama merekam yang dimasukkan dalam analisis.

VII. ANALISIS STATISTIK

Analisis dilakukan dua kali, menggunakan ambang SpO_2 4% dan 3%. AHI dan evaluasi berbasis waktu dilakukan dengan mengacu pada manualPSG_1A dan manualPSG_1B. Ini untuk membandingkan kinerja metode yang diusulkan dengan dua pedoman AASM yang berbeda.

Estimasi nilai AHI dievaluasi menggunakan koefisien korelasi intraclass (ICC). ICC r adalah ukuran yang tidak hanya mengevaluasi korelasi tetapi juga tingkat kesepakatan antara dua penilai dimana model yang digunakan dalam penelitian ini adalah efek campuran dua arah menggunakan definisi kesepakatan absolut dan tipe penilai tunggal [29]. Batas atas dan bawah ICC r pada interval kepercayaan 95% dilaporkan dalam tanda kurung. ICC r 0,90 menunjukkan kesepakatan dan korelasi yang sangat baik [29].

Evaluasi oleh AHI juga dilakukan untuk NREM-AHI dan REM-AHI untuk mengevaluasi metode tahapan tidur yang berbeda. Untuk analisis REM-AHI, hanya 53 rekaman yang dimasukkan karena tidak ada tahapan REM yang teramati dalam rekaman, atau tidak ada tahapan REM yang bertepatan dengan periode perekaman yang relevan. Dalam perbandingan AHI, perbedaan absolut median, $|\bar{y}(AHI)|$, juga dihitung. Analisis oleh Bland-Altman juga dilakukan untuk mengevaluasi rentang kesepakatan antara algoritme dan anotasi referensi. Analisis dilaporkan dengan batas kesepakatan pada interval kepercayaan 95% ($\pm 1,96$ standar deviasi).

Selain itu, zaman 30-an juga dievaluasi untuk mengukur reliabilitas antar penilai menggunakan kappa Cohen untuk evaluasi berbasis waktu. Zaman dikategorikan ke dalam peristiwa pernapasan atau pernapasan normal (masing-masing 1 atau 0). Ketika setidaknya satu detik peristiwa pernapasan terjadi di zaman tersebut, zaman tersebut dikategorikan sebagai 1, untuk memastikan bahwa peristiwa yang terjadi dalam dua zaman berikutnya dimasukkan. Kappa Cohen $>0,60$ menunjukkan kesepakatan substansial antara penilai [30]. Akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas juga dihitung. Perhitungan dilakukan untuk semua zaman yang dikumpulkan bersama dan per basis pencatatan. Dalam basis per rekaman, median dihitung.

Klasifikasi keparahan dievaluasi dengan akurasi. Tingkat keparahan kucing adalah normal (AHI <5), ringan ($5 \leq AHI <15$), sedang $15 \leq AHI <30$, dan AHI berat ≥ 30 [2]. Saya dian $|\bar{y}(AHI)|$ dalam rekaman yang salah klasifikasi juga dihitung.

Selain itu, kejadian pernapasan yang dianotasi oleh manualPSG_1A dikategorikan menurut posisi tubuh yang terjadi. Laju deteksi algoritme berdasarkan posisi tubuh tidur seperti terlentang, lateral kiri, lateral kanan, dan tengkurap dihitung.

Peristiwa pernapasan yang terdeteksi tumpang tindih dengan peristiwa pernapasan yang dicatat secara manual dianggap terdeteksi.

VIII. HASIL

Deteksi dilakukan dua kali, menggunakan dua ambang batas desaturasi oksigen: 3% dan 4%. Hasil untuk keduanya dilaporkan dalam analisis AHI dan analisis 30 detik. Klasifikasi keparahan dan analisis posisi tubuh saat tidur hanya dilakukan dengan menggunakan ambang batas 3%.

TABEL I

EVALUASI AHI DARI DETEKSI 3DRespMovt – SPO2 DIBANDINGKAN DENGAN PENJELASAN MANUAL

		manualPSG_1A		manualPSG_1B	
<i>SpO₂ threshold</i>		3%	4%	3%	4%
AHI					
ICC r		0.94	0.86	0.91	0.97
	<i>LB-UB¹</i>	0.90-0.96	0.51-0.94	0.51-0.97	0.95-0.98
	<i>p</i>	<0.001	<0.001	$=0.001$	<0.001
median($ \Delta(AHI) $)		3.9	7.4	9.2	2.4
NREM-AHI					
ICC r		0.94	0.86	0.92	0.97
	<i>LB-UB</i>	0.90-0.96	0.51-0.94	0.58-0.97	0.96-0.98
	<i>p</i>	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
median($ \Delta(AHI) $)		3.4	7.3	8.4	2.3
REM-AHI²					
ICC r		0.90	0.82	0.89	0.94
	<i>LB-UB</i>	0.84-0.94	0.56-0.92	0.69-0.95	0.89-0.96
	<i>p</i>	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
median($ \Delta(AHI) $)		6.5	7.6	9.8	3.5

¹ LB-UB: lower bound – upper bound at 95% confidence interval

² Evaluation performed on 53 recordings only due to availability of REM sleep stage.

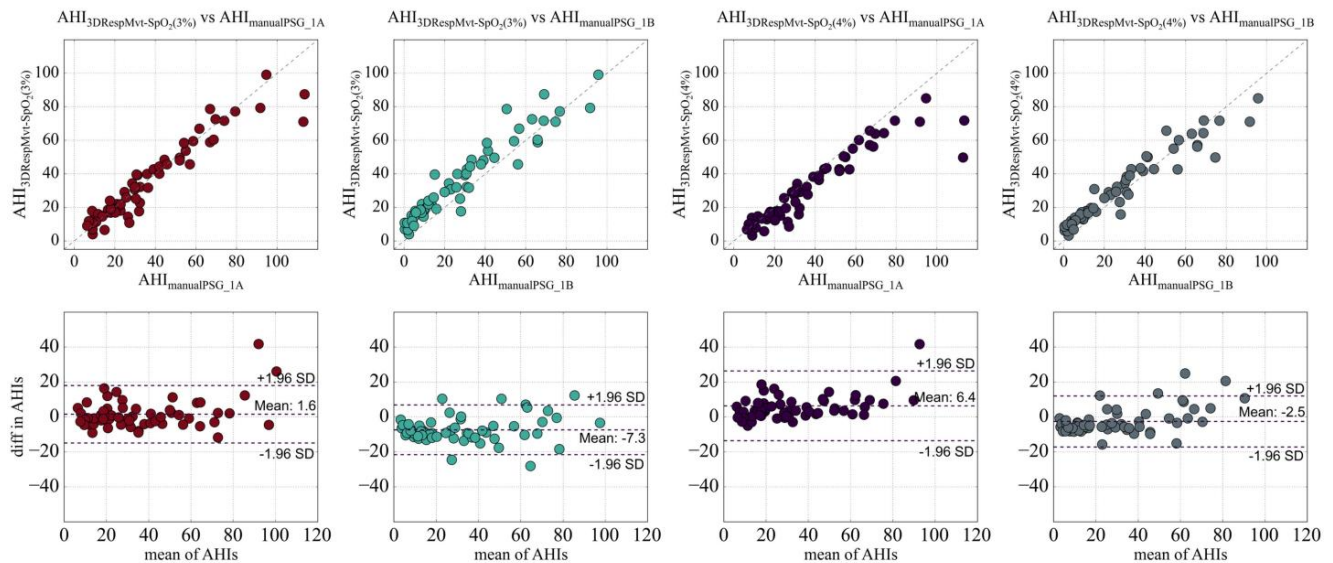
Dengan menggunakan threshold 3%, prediksi AHI jika dibandingkan dengan manualPSG_1A, menghasilkan ICC $r = 0.94$ dengan median $|\bar{y}(AHI)| = 3.9$, seperti yang terlihat pada Tabel I. Selain itu, NREM-AHI yang diprediksi mencetak ICC $r = 0.94$, sedangkan prediksi REM AHI mencetak ICC $r = 0.90$ jika dibandingkan dengan manualPSG_1A. Evaluasi REM-AHI dilakukan hanya pada 53 rekaman karena ketersediaan tahap tidur REM. Pada Gambar 5 diperlihatkan plot Bland-Altman dari prediksi AHI terhadap manualPSG_1A, dimana rata-rata AHI adalah 1,6. Semua kecuali dua berada dalam batas kesepakatan.

Selain itu, algoritme diuji menggunakan ambang batas 4%. Ini menghasilkan ICC $r = 0.86$ ketika dievaluasi terhadap manualPSG_1A. Hasilnya juga diuji terhadap manualPSG_1B dengan ICC $r = 0.97$ dan median $|\bar{y}(AHI)| = 2.4$. Prediksi NREM-AHI mencetak skor ICC $r = 0.97$ dan prediksi REM AHI mencetak skor ICC $r = 0.94$ jika dibandingkan dengan PSG_1B manual.

Evaluasi lengkap AHI oleh ICC ditunjukkan pada Tabel I.

Plot Bland-Altman menunjukkan batas kesepakatan yang sempit dengan rata-rata $\bar{y}2,5$, dengan 2 rekaman di luar batas kesepakatan antara prediksi AHI dan manualPSG_1B. Untuk tujuan perbandingan, AHI autoPSG menghasilkan ICC $r = 0.94$ ($0.74 - 0.98$, $p < 0.001$) jika dibandingkan dengan manualPSG_1A, dan ICC $r = 0.95$ ($0.89 - 0.97$, $p < 0.001$) jika dibandingkan dengan manualPSG_1B.

Deteksi (menggunakan ambang batas 3%) dievaluasi dengan analisis 30 detik terhadap manualPSG_A1, menghasilkan kappa Cohen = 0,72, akurasi = 0,88, spesifisitas = 91, dan sensitivitas = 0,80, ketika semua zaman dikumpulkan bersama. Desaturasi menggunakan threshold 4% lebih baik jika dibandingkan dengan manualPSG_1B dengan Cohen's kappa = 0.79, akurasi = 0.92, spesifisitas = 95,



Gambar 5. Prediksi AHI dengan algoritma 3DRespMvt-SpO2 versus manualPSG_1A dan manualPSG_1B AHI. Scatterplots di bagian atas dan plot Bland-Altman di bagian bawah. AHI: # kejadian/jam. $\pm 1,96$ SD: standar deviasi pada selang kepercayaan 95%, diff in AHI: perbedaan AHI.

TABEL II

EVALUASI DENGAN EPOCH 30-S DARI 3DRespMvt – DETEKSI SPO2
Anotasi VERSUS MANUAL

<i>SpO₂ threshold</i>	manualPSG_1A		manualPSG_1B	
	3%	4%	3%	4%
<i>(all epochs¹ / median²)</i>				
Cohen's kappa	0.72 / 0.65	0.70 / 0.61	0.69 / 0.60	0.79 / 0.73
Accuracy	0.88 / 0.90	0.88 / 0.89	0.87 / 0.89	0.92 / 0.93
Sensitivity	0.80 / 0.82	0.70 / 0.69	0.87 / 0.89	0.84 / 0.86
Specificity	0.91 / 0.92	0.96 / 0.96	0.87 / 0.88	0.95 / 0.95

¹ The Cohen's kappa for all 30 s epochs (n = 53,938, 1: 16756, 0: 37182) pooled together

² The median Cohen's kappa per recording analysis.

TABEL III

KLASIFIKASI SEVERITAS DENGAN DETEKSI 3DRespMvt – SPO2 (3%)
DIBANDINGKAN DENGAN MANUALPSG_1A

Reference		Predicted			
		<5	mild	moderate	severe
n = 61	<5	0	0	0	0
	mild	1	8	3	0
	moderate	0	2	14	3
	severe	0	0	3	27

dan sensitivitas = 0,84. Hasil median per analisis rekaman diberikan pada **Tabel II**.

Klasifikasi tingkat keparahan (menggunakan ambang 3%) menghasilkan akurasi 80% (n = 49). Median $|\hat{y}(\text{AHI})|$ untuk rekaman yang salah klasifikasi adalah 5,46. Seperti disajikan pada **Tabel III**, 6 rekaman overestimate sedangkan 6 rekaman lainnya underestimate. Tidak ada perkiraan yang terlalu rendah atau terlalu tinggi dengan lebih dari 1 tingkat keparahan yang terjadi.

TABEL IV

TINGKAT DETEKSI PER POSISI TUBUH DENGAN 3DRespMvt – SPO2 (3%).
EVALUASI BERDASARKAN MANUALPSG_1A

body position	# events	# detected events	detection rate
supine	7572	6123	0.81
left lateral	1186	876	0.74
right lateral	2437	1765	0.72
prone	96	61	0.64

Tingkat deteksi (terdeteksi berdasarkan ambang batas 3%) per posisi tubuh, seperti yang ditunjukkan pada **Tabel IV**, adalah 81%, 74%, dan 72% (dibandingkan dengan manualPSG_1A) masing-masing pada posisi terlentang, lateral kiri, dan lateral kanan. 64% dari 96 peristiwa pernapasan selama posisi tengkurap terdeteksi.

IX. DISKUSI

Sistem yang kami usulkan menggunakan kamera TOF 3D dan SpO2 (ambang batas 3% dan 4%) bekerja dengan baik dalam mendeteksi kejadian pernapasan dengan kappa Cohen >0,60 dan ICC >0,86 saat dievaluasi dengan manualPSG_1A. Dibandingkan dengan manualPSG_1B, evaluasi AHI menghasilkan kappa Cohen >0,60 dan ICC $r > 0,90$ yang sangat baik. Metode kami menggunakan ambang batas 3% berperforma lebih baik bila dibandingkan dengan manualPSG_1A, dan bila ambang 4% digunakan, kinerjanya lebih baik bila dibandingkan dengan manualPSG_1B. Hasil ini dan plot Bland-Altman telah menunjukkan bahwa dengan mengubah ambang SpO2, metode disesuaikan dengan dua pedoman penilaian yang ditetapkan oleh AASM. Selain itu, reliabilitas antar penilai yang diukur dengan kappa Cohen telah menunjukkan bahwa tidak hanya AHI yang diprediksi sesuai dengan referensi, tetapi juga dengan analisis berbasis waktu, yang menunjukkan bahwa peristiwa ditemukan dalam waktu dan durasi yang tepat. Selanjutnya, evaluasi antara NREM-AHI dan AHI masing-masing

juga menghasilkan ICC $r > 0,80$, menunjukkan bahwa metode yang diusulkan bekerja dengan baik pada tahapan tidur yang berbeda.

Selain itu, hasil berdasarkan klasifikasi tingkat keparahan (menggunakan ambang batas 3%) menghasilkan akurasi 80% dengan hanya 6 rekaman yang diremehkan. Diberikan bahwa rata-rata $|y(AHI)|$ hanya 5,46 untuk rekaman yang salah klasifikasi, prediksi AHI tidak jauh dari nilai batas tingkat keparahan.

Kamera 3D adalah perangkat tanpa kontak sehingga efisiensi dalam semua posisi tubuh saat tidur menjadi penting. Metode yang kami usulkan menghasilkan tingkat deteksi yang baik $> 0,70$ untuk posisi terlentang, lateral kiri, dan lateral kanan. Posisi tengkurap hanya diamati pada 3 pasien dengan tingkat deteksi 0,61.

Pada Gambar 5, dua outlier dapat diamati dalam plot Bland-Altman antara AHI yang diprediksi (menggunakan ambang batas 3%) dan manual ualPSG_1A. Outlier dengan perbedaan > 40 AHI memiliki jumlah kejadian pernapasan yang tinggi di manualPSG_1A yang terkait dengan gairah tetapi tanpa desaturasi SpO₂. Ini adalah salah satu keterbatasan dari metode yang diusulkan, karena EEG tidak disertakan untuk menentukan gairah, metode ini tidak dapat mendeteksi peristiwa-peristiwa ini. Studi lebih lanjut diperlukan untuk mengatasi keterbatasan ini dengan pasien dengan jumlah yang lebih tinggi dari peristiwa pernapasan terkait gairah.

Outlier lainnya juga diremehkan karena ambang batas yang digunakan untuk 3DRespMvt terlalu ketat. Perubahan faktor ambang menjadi 0,7 dari 0,5 akan membuat AHI yang diprediksi lebih dekat dengan referensi. Hal ini mengarahkan kami ke satu titik peningkatan dalam metode kami: algoritme untuk memilih ambang batas yang sesuai untuk deteksi peristiwa 3DRespMvt per pasien berdasarkan faktor fisiologis dan posisi tubuh.

Poin peningkatan dan minat lainnya untuk pekerjaan di masa mendatang adalah (i) pemilihan otomatis ROI berdasarkan gerakan dan posisi tubuh, (ii) investigasi jarak yang berbeda antara kamera dan tempat tidur, karena Kinect V2 dilaporkan memiliki jangkauan efisien hingga 4,5m hanya [31], (iii) adaptasi oksimetri pulsa nirkabel untuk mengukur SpO₂, untuk lebih mempromosikan semua proses deteksi nirkabel, dan (iv) algoritma untuk mengklasifikasikan jenis apnea menjadi obstruktif, sentral, dan campuran. Kami telah menguji kemampuan 3DRespMvt secara visual untuk klasifikasi apnea pada [16] dengan akurasi 80%.

Hasil menunjukkan bahwa pendeteksian sebanding dengan kejadian yang terdeteksi yang dicetak oleh sistem perangkat lunak PSG yang digunakan di klinik. AutoPSG mencetak ICC $r = 0,94$ dibandingkan dengan anotasi manual. Hasilnya juga sebanding dengan pendekatan baru lainnya, seperti penggunaan radar Doppler di bawah kasur yang menghasilkan sensitivitas 96% dan 90% untuk AHI > 15 dan > 30 masing-masing dengan spesifisitas 100% dan 79% [3].

Perangkat baru lainnya adalah Sonomat dengan korelasi yang dilaporkan sebesar 0,89 dibandingkan dengan PSG [4]. Pengujian SleepStrip melaporkan korelasi 0,71 antara hasil perangkat dan hasil PSG [5]. Studi validasi yang membandingkan AHI yang dihitung WatchPAT dengan AHI PSG melaporkan koefisien korelasi intra-kelas (ICC) sebesar 0,93 [32] dan r Spearman = 0,802 [33].

Dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan kamera 3D untuk mendeteksi kejadian pernapasan, kami menyediakan lebih banyak subjek dengan rekaman yang diambil dari klinik tidur. Kami dapat mengevaluasi metode yang kami usulkan dengan korelasi dan persetujuan yang tinggi pada pasien dengan dugaan sleep apnea. Dalam [23] a

sinyal berasal dari daerah tubuh bagian atas, dipisahkan dalam dua belas zona, menggunakan kamera 3D. Dibandingkan dengan pekerjaan kami, kami menggunakan algoritme untuk memilih hanya piksel aktif yang terkait dengan pernapasan. Sayangnya, perbandingan antara deteksi tidak dapat dilakukan karena [23] tidak melaporkan metrik perbandingan apa pun dengan rekaman PSG. Para penulis [24] menguji metode mereka pada 5 subjek sehat berusia antara 1-5 tahun di mana kejadian apnea ditiru. Mereka melaporkan r^2 Pearson = 0,98, diuji dengan atau tanpa selimut, dengan atau tanpa lampu. Pada penelitian ini, perekaman dilakukan di ruangan redup dan pasien diberikan selimut. Penyiapan kami mengikuti perekaman semalam PSG standar kecuali untuk penambahan kamera 3D. Selain itu, peristiwa pernapasan dalam penelitian kami bukanlah peristiwa yang ditiru melainkan peristiwa nyata dari pasien dewasa yang diamati di laboratorium tidur. Yang *dkk.* [25] menguji metode klasifikasi dan deteksi kejadian pernapasan dengan kamera 3D dan fitur audio hanya pada 4 pasien dan melaporkan tingkat kesalahan 0,4%. Selain itu, indeks pernapasan berdasarkan Kinect dikembangkan oleh [26] di mana mereka melaporkan korelasi 0,823 dengan AHI pada 21 pasien OSA. Dalam studi ini, kami mampu mengembangkan algoritma dengan hasil yang signifikan diuji pada 61 pasien. Selain itu, kami menggunakan kombinasi baru SpO₂ dan sinyal gerakan pernafasan yang berasal dari kamera 3D untuk mendeteksi kejadian pernafasan dan untuk estimasi AHI.

Selain hasilnya, kami melihat aplikasi praktis untuk pendekatan kami: (i) sebagai cadangan untuk aliran udara dan/atau sinyal RIP jika ada artefak dan dengan demikian menyimpan rekaman untuk penilaian, atau (ii) penggantian sensor standar yang disengaja agar lebih baik. kualitas tidur pasien dan pengurangan beban kerja teknisi laboratorium tidur, atau (iii) sebagai alat pengujian rumah atau seluler yang disederhanakan untuk deteksi sleep apnea.

Pengaturan keseluruhan yang diusulkan di sini memiliki paten yang tertunda di Kantor Paten Austria [34].

X. KESIMPULAN

Dalam makalah ini, kami mengusulkan metode deteksi baru berdasarkan (1) sinyal gerakan pernapasan, yang berasal dari daerah thorax data kedalaman kamera 3D dan (2) SpO₂, diukur dengan oksimetri nadi. Metode yang diusulkan bertujuan untuk membatasi jumlah sensor yang terpasang pada pasien dan tidak mengganggu kualitas tidur pasien. Selain itu, memiliki lebih sedikit sensor kontak daripada PSG penuh membantu meringankan pekerjaan pemantauan teknisi tidur.

Metode deteksi kami mengeluarkan waktu mulai dan durasi kejadian pernapasan dan memperkirakan AHI. Kami menguji metode kami pada rekaman kamera PSG dan 3D yang disinkronkan. Kami membandingkan peristiwa yang terdeteksi dengan peristiwa yang dianotasi secara manual berdasarkan sinyal PSG standar. Metode kami, tanpa menggunakan aliran udara hidung dan sensor sabuk pernapasan, telah menunjukkan korelasi dan kesesuaian yang tinggi dengan deteksi berbasis PSG. Oleh karena itu, metode yang diusulkan dapat digunakan sebagai alternatif perekaman PSG penuh untuk deteksi kejadian pernapasan tidur otomatis dan estimasi AHI.

Ini dapat membantu meningkatkan jumlah pasien yang diskriminasi untuk sindrom apnea tidur.

REFERENSI

- [1] RB Berry, CL Albertario, dan SM Hardin, "Untuk akademi kedokteran tidur Amerika. Manual AASM untuk penilaian tidur dan acara terkait: Aturan, terminologi, dan spesifikasi teknis," versi 2.5. Darien, IL: *American Academy of Sleep Medicine*, 2018.
- [2] American Academy of Sleep Medicine Task Force, "Gangguan Pernapasan terkait Tidur pada Orang Dewasa: Rekomendasi untuk Definisi Sindrom dan Teknik Pengukuran dalam Penelitian Klinis," *Sleep*, vol. 22, tidak. 5, hlm. 667–689, Agustus 1999.
- [3] M. Kagawa, H. Tojima, dan T. Matsui, "Sistem diagnostik non-kontak untuk sindrom apnea-hipopnea tidur berdasarkan analisis amplitudo dan fase radar Doppler toraks dan perut," *Med. Eng. Biologis. Komputer*, vol. 54, tidak. 5, hlm. 789–798, Agustus 2015.
- [4] MB Norman *et al.*, "Validasi Sonomat: Sistem pemantauan tanpa kontak yang digunakan untuk diagnosis gangguan pernapasan saat tidur," *Tidur*, vol. 37, tidak. 9, hlm. 1477–1487, Sep. 2014..
- [5] E. Dinç, *dkk.*, "Keandalan SleepStrip sebagai tes skrining pada pasien apnea tidur obstruktif," *Arsip Eropa Oto-Rhino-Laryngol.*, vol. 271, tidak. 10, hlm. 2813–2818, Oktober 2014.
- [6] NA Collop, *et al.*, "Perangkat apnea tidur obstruktif untuk pengujian out-of-center (OOC): evaluasi teknologi," *J. Clin. Obat Tidur*, vol. 7, tidak. 5, hlm. 531–548, Oktober 2011.
- [7] T. Penzel dan A. Sabil, "Penggunaan suara trakea untuk diagnosis sleep apnea," *Breathe*, vol. 13, tidak. 2, hlm. e37–e45, Juni 2017.
- [8] A. Yaddollahi, E. Giannouli, dan Z. Moussavi, "Pemantauan dan diagnosis sleep apnea berdasarkan oksimetri nadi dan sinyal suara trakea," *Med. Eng. Biologis. Komputer*, vol. 48, tidak. 11, hlm. 1087–1097, Agustus 2010.
- [9] M. Glos, *et al.*, "Analisis suara trakea untuk mendeteksi gangguan pernapasan saat tidur," *Somnologie*, vol. 23, tidak. 2, hlm. 80–85, April 2019.
- [10] DW Jung, *et al.*, "Deteksi peristiwa apnea otomatis waktu-nyata menggunakan oksimetri denyut nokturnal," *IEEE Trans. Bioma. Eng.*, vol. 65, tidak. 3, hlm. 706–712, Maret 2018.
- [11] DS Morillo dan N. Gross, "Pendekatan jaringan saraf probabilistik untuk mendeteksi SAHS dari oksimetri denyut semalam," *Med. Eng. Biologis. Komputer*, vol. 51, tidak. 3, hlm. 305–315, November 2012.
- [12] E. Kaniusas, *Sinyal dan Sensor Biomedis di I. Heidelberg*: Springer Berlin, 2012, hlm. 239–240.
- [13] V. Benjafield, *et al.*, "Estimasi prevalensi global dan beban apnea tidur obstruktif: Analisis berbasis literatur," *The Lancet Respiratory Medicine*, vol. 7, tidak. 8, hlm. 687–698, Juli 2019.
- [14] W. Flemons, N. Douglas, S. Kuna, D. Rodenstein, dan J. Wheatley, "Akses ke diagnosis dan pengobatan pasien dengan dugaan sleep apnea," *Amer. J. Kedokteran Pernapasan dan Perawatan Kritis*, vol. 169, tidak. 6, hlm. 668–672, Maret 2004.
- [15] STL Pöhlmann, E. Harkness, C. Taylor, dan S. Astley, "Evaluasi sensor 3d kinect untuk pencitraan layanan kesehatan," *J. Med. Biologi Eng.*, vol. 36, tidak. 6, hlm. 857–870, Desember 2016.
- [16] C. Coronel, *et al.*, "Pengukuran upaya pernapasan saat tidur dengan kamera 3D dan plethysmography induktansi pernapasan," *Somnologie*, vol. 23, tidak. 2, hlm. 86–92, Mei 2019.
- [17] G. Matar, J. Lina, J. Carrier, dan G. Kaddoum, "Pemantauan tidur yang tidak mencolok menggunakan aktivitas jantung, pernapasan, dan gerakan: Tinjauan lengkap," *IEEE Access*, vol. 6, hlm. 45129–45152, Agustus 2018.
- [18] A. Procházka, M. Schätz, O. Vyšata, dan M. Vališ, "Microsoft kinect visual and depth sensors for breathing and heart rate analysis," *Sensors*, vol. 16, tidak. 7, hlm. 996, Juni 2016.
- [19] A. Procházka, *et al.*, "Ekstraksi fitur pernapasan menggunakan MS Kinect untuk deteksi tahap tidur," *Signal, Image and Video Process.*, vol. 10, tidak. 7, hlm. 1279–1286, Mei 2016.
- [20] H. Garn, *et al.*, "0678 Deteksi 3D Tanpa Kontak Dari Gerakan Kaki Dalam Tidur," *Tidur*, vol. 41, tidak. 1, hlm. A251–A251, April 2018.
- [21] M. Hu, *dkk.*, "Kombinasi teknik pencitraan inframerah-dekat dan termal untuk pengukuran pernapasan dan detak jantung jarak jauh dan simultan dalam situasi tidur," *PLOS ONE*, vol. 13, tidak. 1, Seni. tidak. e0190466, Januari 2018.
- [22] M. Gall, *et al.*, "Sebuah pendekatan baru untuk menilai gangguan gerakan ritmik terkait tidur pada anak-anak menggunakan analisis 3D otomatis," *Frontiers in Psychiatry*, vol. 10 Oktober 2019.
- [23] D. Falie dan M. Ichim, "Sleep monitoring and sleep apnea event detection using a 3D camera," *8th Int. Konf. Komun.*, Juli 2010.
- [24] A. Al-Naji, K. Gibson, S. Lee, dan J. Chahl, "Pemantauan Apnea Waktu Nyata Anak-Anak Menggunakan Microsoft Kinect Sensor: Studi Percontohan," *Sensor*, vol. 17, tidak. 2, hlm. 286, Februari 2017.
- [25] C. Yang, G. Cheung, V. Stankovic, K. Chan dan N. Ono, "Deteksi sleep apnea melalui video mendalam dan pembelajaran fitur audio," *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 19, tidak. 4, hlm. 822–86–835, November 2017.
- [26] C. Veauthier, *et al.*, "Perekaman apnea tidur tanpa kontak dan gerakan kaki berkala dengan video 3D nokturnal dan komputasi perseptif visual berikutnya," *Rep. Ilmiah*, vol. 9, tidak. 1 November 2019.
- [27] W. Lindh, M. Pooler, C. Tamparo, dan B. Dahl, *Bantuan Medis Komprehensif Delmar*, edisi ke-4. Clifton Park, NY: Delmar Cengage Learning, 2010, hlm. 267.
- [28] GA Gould, *et al.*, "The sleep hypopnea syndrome," *Amer. Review Penyakit Pernafasan*, vol. 137, tidak. 4, hlm. 895–898, April 1988.
- [29] T. Koo dan M. Li, "Pedoman pemilihan dan pelaporan koefisien korelasi intrakelas untuk penelitian reliabilitas," *J. Chiropractic Medicine*, vol. 15, tidak. 2, hlm. 155–163, Juni 2016.
- [30] J. Landis dan G. Koch, "Pengukuran kesepakatan pengamat untuk data kategorikal," *Biometrics*, vol. 33, tidak. 1, hlm. 159, Maret 1977.
- [31] E. Lachat, H. Macher, T. Landes, dan P. Grussenmeyer, "Penilaian dan kalibrasi kamera RGB-D (sensor kinect v2) menuju penggunaan potensial untuk pemodelan 3D jarak dekat," *Penginderaan Jauh*, vol. 7, tidak. 10, hlm. 13070–13097, Oktober 2015.
- [32] D. Hong, *et al.*, "0492 Membandingkan tiga perangkat pengujian apnea tidur di rumah dengan polisomnografi: Penilaian simultan dan multi-malam," *Sleep*, vol. 40, tidak. 1, hlm. A183–A184, April 2017.
- [33] E. Körkuy, *et al.*, "Kemanjuran menonton PAT dalam diagnosis sindrom apnea tidur obstruktif," *Arsip Eropa Oto-Rhino-Laryngol.*, vol. 272, tidak. 1, hlm. 111–116, Mei 2014.
- [34] Institut Teknologi Austria AIT, "Verfahren zur detektion von atemaussetzern," *Patent Austria*, A 50757/2018.