

Kertas Asli _____

Membedakan Apnea Obstruktif Versus Sentral dalam Inframerah Video Tidur Menggunakan Deep Learning: Studi Validasi

Sina Akbarian^{1,2,3}, MASc; Nasim Montazeri Ghahjaverestan^{1,2}, PhD; Azadeh Yadollahi^{1,2}, PhD; Babak Taati^{1,2,3,4}, PhD

Institut Penelitian 1Kite, Institut Rehabilitasi Toronto, Jaringan Kesehatan Universitas, Toronto, ON, Kanada

²Institut Biomaterial & Teknik Biomedis, Universitas Toronto, Toronto, ON, Kanada

Institut 3Vector, Toronto, ON, Kanada

⁴Departemen Ilmu Komputer, Universitas Toronto, Toronto, ON, Kanada

Penulis Koresponden:

Babak Taati, PhD Institut

Penelitian Layang-layang, Institut Rehabilitasi Toronto Jaringan

Kesehatan Universitas 550 Universitas Ave Toronto, ON

Kanada Telepon: 1 4165973422 ext 7972 Email:

babak.taati@uhn.ca

Abstrak

Latar belakang: Sleep apnea adalah gangguan pernapasan yang ditandai dengan penurunan intermiten (hypopnea) atau penghentian (apnea) pernapasan saat tidur. Bergantung pada adanya upaya pernapasan, apnea tidur dibagi menjadi apnea tidur obstruktif (OSA) dan apnea tidur sentral (CSA) berdasarkan berbagai patologi yang terlibat. Jika sebagian besar apnea pada seseorang bersifat obstruktif, mereka akan didiagnosis sebagai OSA atau CSA. Selain itu, karena menantang dan sangat kontroversial untuk membagi hipopnea menjadi sentral atau obstruktif, keputusan tentang tipe sleep apnea (OSA vs CSA) dibuat hanya berdasarkan apnea.

Memilih pengobatan yang tepat bergantung pada perbedaan antara obstructive apnea (OA) dan central apnea (CA).

Tujuan: Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan metode nonkontak untuk membedakan antara OA dan CA.

Metode: Lima algoritma berbasis visi komputer yang berbeda digunakan untuk memproses data video inframerah (IR) untuk melacak dan menganalisis gerakan tubuh untuk membedakan berbagai jenis apnea (OA vs CA). Dalam dua metode pertama, pengklasifikasi yang diawasi dilatih untuk memproses informasi aliran optik. Dalam tiga metode yang tersisa, jaringan saraf convolutional (CNN) dirancang untuk mengekstraksi fitur khas dari aliran optik dan untuk membedakan OA dari CA.

Hasil: Data tidur semalam dari 42 partisipan (usia rata-rata 53, SD 15 tahun; rata-rata IMT 30, SD 7 kg/m²; 27 pria dan 15 wanita; jumlah rata-rata OA 16, SD 30; jumlah rata-rata CA 3, SD 7; rata-rata indeks apnea-hipopnea 27, kejadian SD 31/jam; rata-rata durasi tidur 5 jam, SD 1 jam) dikumpulkan untuk penelitian ini. Data uji dan latih dicatat di dua ruang laboratorium terpisah. Model dengan kinerja terbaik (3D-CNN) memperoleh akurasi 95% dan skor F1 89% dalam membedakan OA vs CA.

Kesimpulan: Dalam penelitian ini, metode berbasis penglihatan pertama dikembangkan yang membedakan jenis apnea (OA vs CA). Algoritme yang dikembangkan melacak dan menganalisis gerakan dada dan perut yang ditangkap melalui kamera video IR. Tidak seperti pendekatan yang dikembangkan sebelumnya, metode ini tidak memerlukan keterikatan pada pengguna yang berpotensi mengubah kondisi tidur.

(*J Med Internet Res* 2020;22(5):e17252) doi: [10.2196/17252](https://doi.org/10.2196/17252)

KATA KUNCI

pemantauan non-kontak; apnea tidur; analisis gerak; visi komputer; apnea obstruktif; apnea sentral; pembelajaran mesin; pembelajaran yang mendalam

pengantar

Latar Belakang

Sleep apnea adalah gangguan pernapasan kronis, yang disebabkan oleh penurunan intermiten (hypopnea) atau penghentian (apnea) aliran udara pernapasan selama tidur. Sekitar 10% populasi mengalami gangguan ini [1], dan meningkatkan risiko penyakit jantung 3 kali lipat, stroke 4 kali lipat, dan kecelakaan mobil 7 kali lipat [2-5].

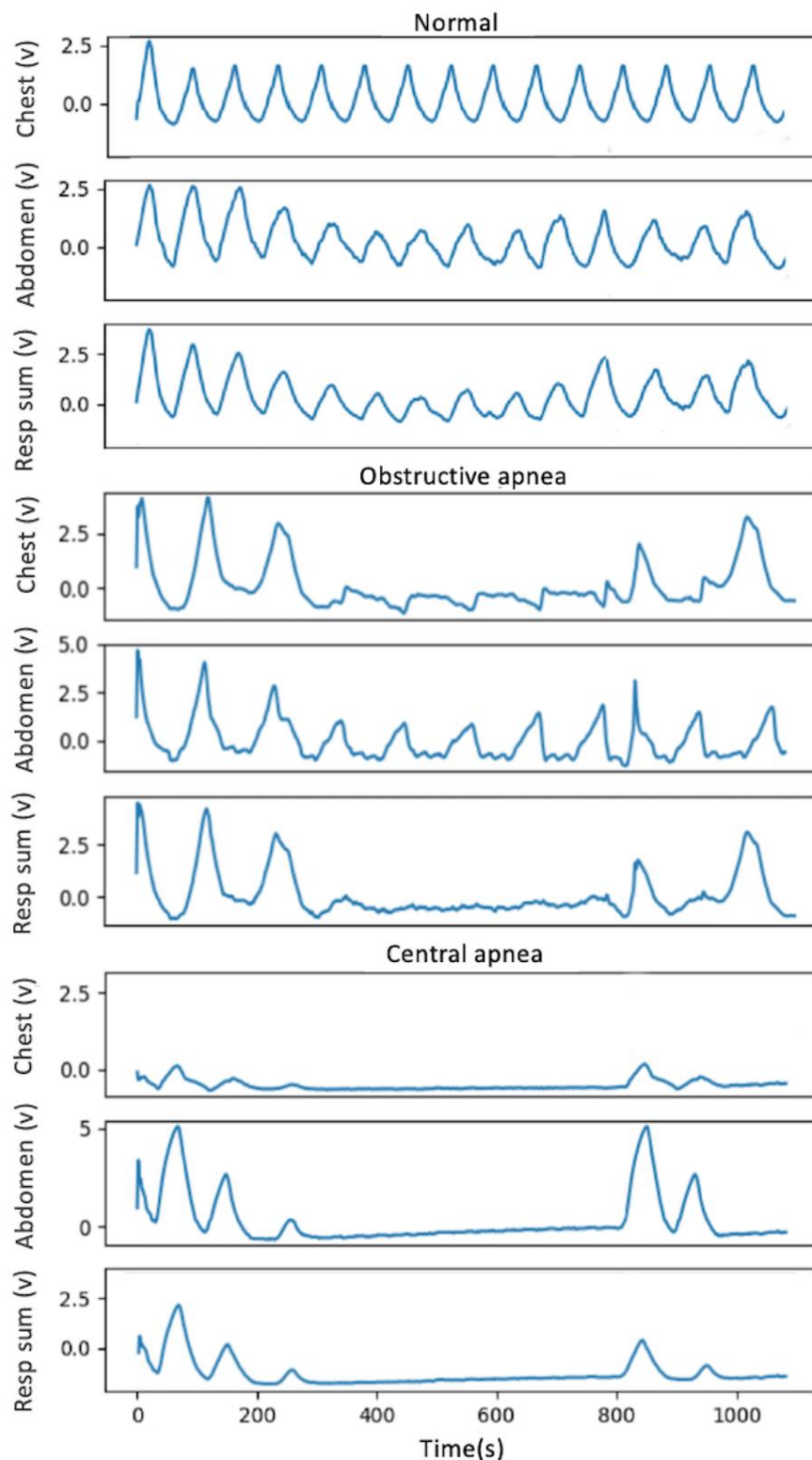
Tingkat keparahan sleep apnea umumnya diukur melalui indeks apnea-hypopnea (AHI), yang menunjukkan jumlah apnea dan hipopnea per jam tidur.

Tergantung pada adanya upaya pernapasan, apnea tidur dapat dibagi menjadi apnea tidur obstruktif (OSA) atau apnea tidur sentral (CSA) dengan mengukur gerakan torakoabdominal dan kontribusinya terhadap volume pernapasan total [6]. Mayoritas sleep apnea bersifat obstruktif [7], yang disebabkan oleh kolapsnya saluran napas faring yang menghalangi aliran udara ke paru-paru [8]. Sleep apnea lainnya bersifat sentral, yang terjadi akibat berkurangnya dorongan pernapasan dari sistem saraf pusat [9].

Selama pernapasan normal, fase dada dan perut bergerak karena interaksi antara diafragma dan interkostal parasternal selama inhalasi [10]. Selama apnea obstruktif (OA), obstruksi jalan napas menyebabkan gerakan di luar fase tulang rusuk dan perut, menyebabkan pengurangan jumlah gerakan dada dan perut [6]. Di sisi lain, selama apnea sentral (CA), tidak ada gerakan di tulang rusuk atau perut karena kurangnya sinyal otak untuk kontraksi otot. [Gambar 1](#) membandingkan gerakan di dada dan perut serta jumlah gerakan tersebut selama OA, CA, dan pernapasan normal. Jika sebagian besar kejadian pada seseorang bersifat obstruktif, mereka akan didiagnosis sebagai OSA dan sebaliknya sebagai CSA. Selain itu, karena menantang dan sangat kontroversial untuk membagi hipopnea menjadi sentral atau obstruktif, keputusan tentang tipe sleep apnea (OSA vs CSA) dibuat hanya berdasarkan apnea.

Pengobatan sleep apnea mengurangi biaya terkait kesehatan pasien sebesar 25% [11]. Perawatan yang sangat efektif untuk OSA adalah terapi continuous positive airway pressure (CPAP) yang melibatkan penerapan tekanan udara positif untuk menjaga jalan napas tetap terbuka selama tidur. Namun, terapi CPAP mengarah pada peningkatan mortalitas pada pasien dengan CSA [12]. Oleh karena itu, langkah penting untuk pengobatan sleep apnea yang tepat adalah membedakan OSA dari CSA [13].

Gambar 1. Perbedaan antara gerakan dada dan perut serta jumlah kedua gerakan tersebut selama obstructive apnea (OA), central apnea (CA), dan pernapasan normal. Selama pernapasan normal, gerakan dada dan perut berada dalam fase. Selama OA, upaya bernapas dan penyumbatan jalan napas mengakibatkan gerakan dada dan perut di luar fase, dan jumlah dari dua sinyal gerakan (jumlah pernapasan) mendekati nol. Selama CA, tidak ada gerakan di dada atau perut. CA: apnea sentral; OA: apnea obstruktif; Jumlah pernapasan: jumlah pernapasan.



Pernyataan masalah

Standar emas untuk membedakan OA dari CA adalah evaluasi perubahan tekanan esofagus yang diukur melalui kateter esofagus [14]. Pengukuran tekanan esofagus bersifat invasif, tidak nyaman, dan dapat mengganggu tidur. Oleh karena itu, pengukuran tekanan esofagus hanya digunakan untuk

tujuan penelitian fisiologis [15,16]. Pendekatan klinis saat ini untuk membedakan OA dari CA berdasarkan perbedaan pola pergerakan di dada dan perut adalah plethysmography induktansi pernapasan (RIP). Ini mengukur gerakan thoracoabdominal dari dua pita transduser di atas dada dan perut. RIP adalah bagian dari polisomnografi (PSG), yang terdiri dari menghubungkan lebih dari 20 sensor

pasien. PSG tidak nyaman saat tidur, mahal (>US\$400 di Kanada), memiliki waktu tunggu yang lama (4-36 bulan di Kanada [17]), dan memerlukan teknisi terlatih untuk menganalisis sinyal yang direkam secara manual, termasuk RIP.

Pendekatan yang menjanjikan untuk membedakan berbagai jenis apnea tidur menggunakan sistem visi komputer. Tujuan dari visi komputer adalah untuk mengekstrak informasi dari gambar atau video. Dalam penelitian ini, pendekatan nonkontak diusulkan untuk mengidentifikasi jenis apnea (OA vs CA) menggunakan teknik visi komputer. Dalam pendekatan ini, gerakan pernapasan tubuh bagian atas ditangkap dalam bingkai video inframerah (IR, *penglihatan malam*) dan diproses melalui algoritme penglihatan komputer.

Sistem visi komputer sebelumnya telah dikembangkan untuk berbagai aplikasi dalam pemantauan tidur, misalnya untuk memantau laju pernapasan dan denyut nadi [18-20], untuk memperkirakan AHI [21], untuk menyaring kualitas dan ketidakteraturan tidur [22,23], dan untuk memantau posisi tidur [24]. Tetapi penggunaan penglihatan komputer untuk membedakan berbagai jenis apnea (OA vs CA) belum dijelajahi dan merupakan kontribusi novel utama dari penelitian ini.

Metode

Pengumpulan data

Orang dewasa berusia 18 tahun atau lebih yang dirujuk ke laboratorium tidur Institut Rehabilitasi Toronto-Jaringan Kesehatan Universitas untuk pemeriksaan tidur direkrut untuk penelitian ini.

Dewan Etika Penelitian Jaringan Kesehatan Universitas menyetujui penelitian ini (persetujuan Dewan Etika Penelitian nomor 13-7210-DE). Peserta menandatangani formulir persetujuan tertulis sebelum mengambil bagian dalam penelitian.

PSG semalam penuh dicatat untuk diagnosis klinis sleep apnea di dua kamar terpisah. Selain itu, kamera IR (Firefly MV, 0,3 MP, FMVU-03MTM, Sistem FLIR) dipasang sekitar 1,4 m di atas tempat tidur. Kamar-kamar diterangi oleh lampu IR (Raytec RM25-F-50). Bersamaan dan disinkronkan dengan PSG, video IR direkam dari tampilan atas dengan kamera yang disebutkan di atas pada resolusi 640x480 pada 30 bingkai per detik. Resolusi 680x480 menangkap bagian tubuh bagian atas (kepala, dada, dan perut) dengan detail yang cukup.

OA dan CA dianotasi oleh 3 orang terlatih berdasarkan sinyal RIP dada, perut, jumlah pergerakan dada dan perut, tekanan hidung, dan saturasi oksigen, mengikuti pedoman American Academy of Sleep Medicine [25,26]. 2 ahli pertama membubuhi keterangan semua data dengan persetujuan 80%. Pakar ketiga mencatat perbedaan tersebut.

Analisis Data

Rekaman video IR diambil sampelnya dari 30 Hz menjadi 2 Hz untuk mengurangi biaya komputasi. Tingkat pernapasan saat tidur adalah antara 12 dan 25 napas per menit, yaitu di bawah 0,5 Hz. Oleh karena itu, pengurangan frekuensi pengambilan sampel sebesar 2 Hz masih memenuhi laju Nyquist untuk sinyal pernapasan secara luas

batas. Karena setiap apnea berlangsung minimal 10 detik, kecepatan pengambilan sampel 2 frame per detik diterjemahkan menjadi minimal 20 frame gambar per kejadian.

Pergerakan frame-to-frame dilacak menggunakan aliran optik padat. FlowNet 2.0 [27], model convolutional neural network (CNN), digunakan untuk tujuan ini. Aliran optik menghasilkan gambar 2 saluran yang terdiri dari vektor gerakan x (sisi ke sisi) dan y (atas dan bawah) dari setiap piksel dari satu frame video ke frame berikutnya. Model 3D-CNN dilatih untuk menganalisis urutan gambar aliran optik selama setiap apnea untuk membedakan antara OA dan CA. Model 3D-CNN ini memproses aliran optik seluruh gambar tanpa pengetahuan eksplisit tentang di mana orang tersebut berada di setiap bingkai video. Sebagai perbandingan, arsitektur CNN lain digunakan untuk menganalisis urutan aliran optik hanya di daerah dada dan perut.

Model ini dilatih untuk membedakan OA dari CA melalui perpaduan akhir dari dua cabang 3D-CNN yang memproses gerakan dada dan perut. Performa dievaluasi saat area dada dan perut yang ditandai secara manual atau otomatis terdeteksi digunakan. Performa arsitektur CNN ini dibandingkan dengan tiga model dasar, termasuk autokorelasi, histogram gerakan, dan transformasi Fourier cepat 2 dimensi (2DFFT)-CNN, yang dipilih sebagai pendekatan yang umum digunakan untuk analisis gerakan. Model ini tidak diterapkan sebelumnya untuk membedakan OA dari CA. Dua model baseline pertama (autokorelasi dan histogram pergerakan) beroperasi pada data deret waktu dari pergerakan aliran optik, sedangkan model baseline ketiga (2DFFT-CNN) pertama-tama mengubah sinyal menjadi domain frekuensi dan kemudian menerapkan model CNN ke hasil. gambar 2DFFT.

Jaringan Syaraf Konvolusional 3D

Sleep apnea berlangsung minimal 10 detik [28]. Model 3D-CNN dilatih pada jendela geser 10 detik (20 frame pada 2 Hz), mulai dari 5 detik sebelum dimulainya apnea hingga 5 detik setelah berakhir. Ukuran tensor input ke model 3D-CNN adalah 640x480x2x20 (ukuran gambar 640x480 piksel; jumlah saluran: 2; jumlah bingkai: 20). Dua saluran adalah output dari gambar aliran optik, yang menunjukkan perubahan arah x (sisi ke sisi) dan y (atas dan bawah).

Rincian model 3D-CNN ditunjukkan pada Tabel 1. RMSProp digunakan untuk mengoptimalkan kerugian lintas-entropi kelas-tertimbang. Koefisien korelasi Matthews digunakan untuk penghentian awal.

Nilai awal 0,001 untuk laju pembelajaran dan 1000 zaman dengan ukuran batch 32 digunakan. Jumlah total parameter dalam jaringan ini adalah 95.649 dengan 95.393 dapat dilatih, dan 256 tidak dapat dilatih.

OA lebih sering daripada CA; oleh karena itu, untuk mencapai rangkaian latihan yang lebih seimbang, langkah yang berbeda digunakan untuk jendela geser di OA dan CA (langkah 1 detik untuk CA dan langkah 5 detik untuk OA). Dalam waktu pengujian, langkah 1 detik digunakan, dan pemungutan suara (langkah keseluruhan dalam suatu peristiwa) menentukan perkiraan label (OA vs CA) untuk peristiwa tersebut.

Tabel 1. Arsitektur jaringan saraf konvolusional 3D yang digunakan untuk membedakan apnea obstruktif dari apnea sentral.

Lapisan	Jumlah filter, n	Ukuran/langkah	Fungsi aktivasi	Ukuran keluaran
Memasukkan	T/Aa	T/A	T/A	480x640x20x2
Kolam rata-rata	T/A	25x25x1/20x20x1	T/A	23x31x20x2
Konvolusional	8	2x2x1/1x1x1	Linier	22x30x20x8
Keluar	T/A	T/A	T/A	22x30x20x8
Konvolusional	16	3x3x5/1x1x1	T/A	20x28x16x16
Kolam maks	T/A	8x8x /2x2x1	T/A	7x11x16x16
Normalisasi batch	T/A	T/A	Relu bocor ^b	7x11x16x16
Konvolusional	64	2x2x2/1x1x1	T/A	6x10x15x64
Normalisasi batch	T/A	T/A	Relu bocor	6x10x15x64
Konvolusional	32	4x4x1/1x1x1	T/A	3x7x15x32
Normalisasi Batch	T/A	T/A	Relu	3x7x15x32
Keluar	T/A	T/A	T/A	3x7x15x32
Konvolusional	16	2x2x /1x1x1	T/A	2x6x15x16
Normalisasi batch	T/A	T/A	Relu	2x6x15x16
Meratakan	T/A	T/A	T/A	2880
Terhubung sepenuhnya	16	2880x16	T/A	16
Terhubung sepenuhnya	4	16x4	T/A	4
Lapisan keluaran	T/A	4x1	Sigmoid	1

aN/A: tidak berlaku.
bReLU: unit linier yang diperbaiki.

Jaringan Saraf Konvolusional 3D (Dada dan Perut)

Untuk menyelidiki apakah pengetahuan tentang lokasi dada dan perut pada setiap frame gambar meningkatkan kinerja, frame tersebut ditandai secara manual sebagai berikut: untuk setiap orang, pada frame video pertama saat mereka tidur. Setelah setiap pergeseran posisi, seorang anotator manusia secara manual menandai lokasi dada dan perut melalui dua persegi panjang pada gambar. Jika peserta ditutupi selimut, anotator menggunakan penilaian terbaiknya untuk menandai lokasi tersebut (berdasarkan bingkai gambar saat ini dan juga dengan melihat bingkai gambar sebelumnya dan yang akan datang). Pergeseran posisi dideteksi secara otomatis berdasarkan jumlah total gerakan dalam pemandangan, dengan ambang rendah, sehingga pergeseran posisi kecil pun tidak akan terlewatkan.

Karena anotasi daerah dada dan perut bersifat subyektif dan memakan waktu, kami juga telah mengembangkan algoritme untuk menemukan daerah dada dan perut secara otomatis. Untuk mengembangkan model ini, karena dada dan perut sering ditutupi oleh selimut, sulit untuk melatih CNN pendeteksi objek untuk mendeteksinya secara langsung. Sebaliknya, model CNN (YOLO v3) [29] digunakan pertama kali untuk menemukan kepala, dan model lain

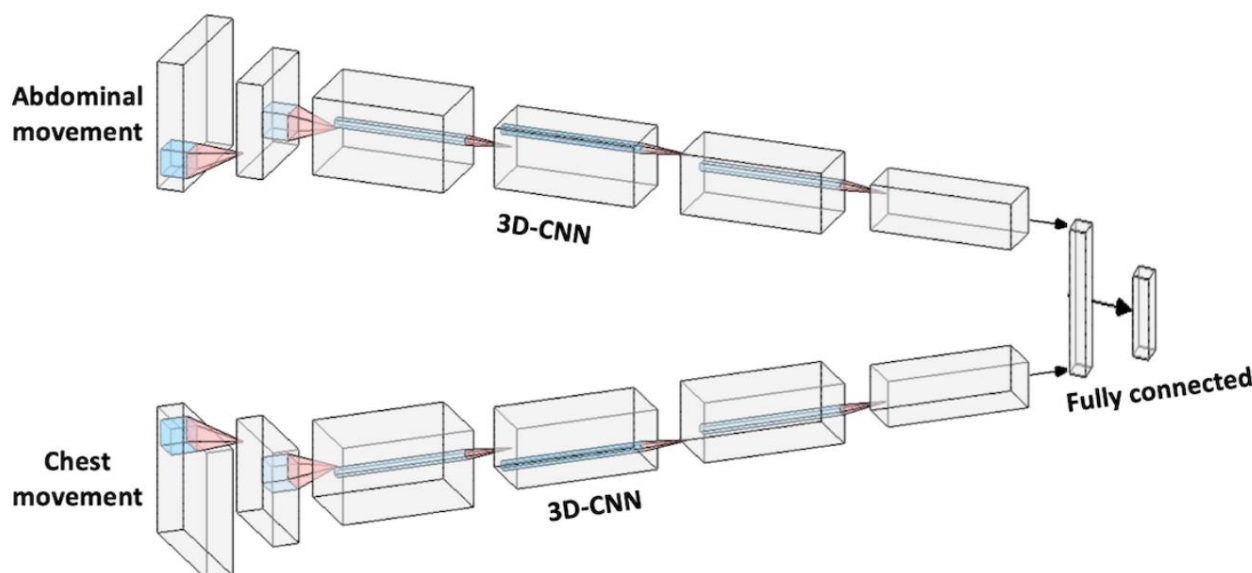
kemudian digunakan untuk menyimpulkan posisi kotak pembatas dada dan perut. Secara khusus, model regresi hutan acak dilatih berdasarkan perkiraan lokasi kepala, BMI, berat badan, tinggi badan, posisi kepala (telentang vs lateral), dan posisi tubuh (telentang vs lateral) untuk memperkirakan kotak pembatas dada dan perut. Posisi kepala dan tubuh diperoleh secara otomatis melalui model berbasis CNN yang telah dikembangkan dan divalidasi sebelumnya [24].

Dua gambar berukuran 100x100 dipotong di sekitar bagian tengah dada dan perut yang diperkirakan. Aliran optik yang padat dihitung di daerah yang dipotong di dada dan perut. Cabang 3D-CNN memproses urutan gerakan dada, dan cabang lainnya memproses urutan gerakan perut.

Output dari kedua cabang digabungkan menjadi jaringan yang terhubung sepenuhnya. Jaringan dilatih ujung ke ujung. Arsitektur seluruh jaringan ditunjukkan pada Gambar 2. Arsitektur model 3D-CNN di setiap cabang identik dengan yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Satu-satunya perbedaan adalah lapisan penyatuan rata-rata pertama, yang memiliki ukuran dan langkah 10 x 10 dan 5 x 5, karena ukuran gambar lebih kecil.

Gambar 2. Arsitektur jaringan saraf Convolutional digunakan untuk mengekstraksi dan menggabungkan informasi dari gerakan dada dan perut. 3D-CNN: jaringan saraf konvolusional 3D; CNN: jaringan saraf konvolusional.



Baseline 1—Autokorelasi

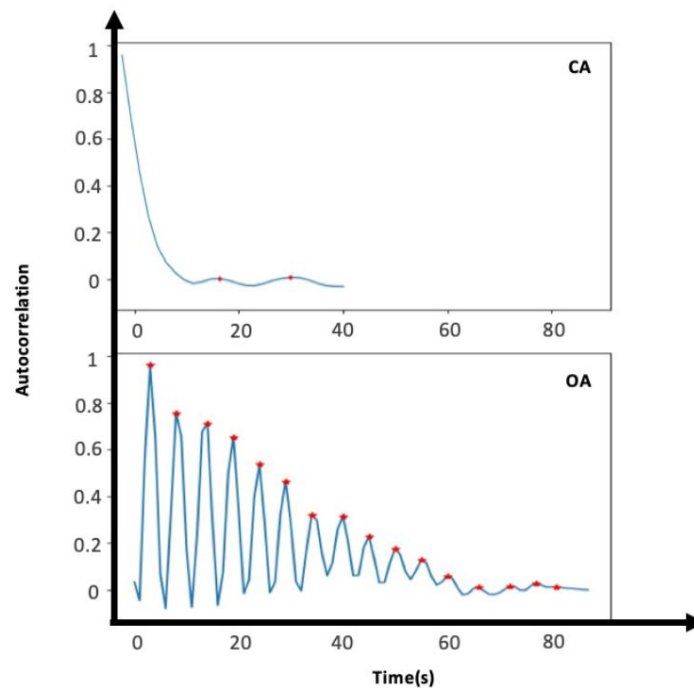
Metode ini menggunakan autokorelasi untuk memisahkan OA dari CA berdasarkan periodisitasnya. Magnitudo vektor pergerakan ($d = \sqrt{(x_{optical} - x_{flow})^2 + (y_{optical} - y_{flow})^2}$) diolah menjadi citra magnitudo pergerakan saluran tunggal (640×480). Piksel dengan magnitudo pergerakan besar ($>0,5$ piksel per detik), kemungkinan besar disebabkan oleh pergeseran posisi yang besar, dibatasi, yaitu diatur ke 0,5. Rata-rata gambar pergerakan kemudian dihitung untuk setiap kejadian, menghasilkan sinyal pergerakan 1 dimensi $m(t)$. Dengan frekuensi cutoff yang lebih rendah 0,05 Hz dan frekuensi cutoff atas 0,5 Hz diterapkan pada sinyal gerakan satu dimensi. Autokorelasi dihitung untuk sinyal yang disaring, dan 10 puncak pertamanya (jika puncak

tidak ada, dianggap 0) digunakan untuk melatih tiga pengklasifikasi biner yang berbeda untuk membedakan antara OA dan CA. Pengklasifikasi yang dibandingkan adalah mesin vektor pendukung linier, regresi logistik, dan hutan acak. Sampel sinyal autokorelasi dengan puncak yang terdeteksi diilustrasikan pada Gambar 3 untuk CA dan OA.

$$Autocorrelation(L) = \frac{\sum (m_t - \bar{m})(m_{t-L} - \bar{m})}{\sum (m_t - \bar{m})^2}$$

adalah autokorelasi, dimana m_t adalah sinyal kejadian, adalah rata-rata dari sinyal, dan merupakan kejadian bergeser dengan lag L . Lag (L) ditetapkan sama dengan durasi kejadian. Penjumlahannya meliputi semua nilai t .

Gambar 3. Autokorelasi sinyal pergerakan pada obstructive apnea (OA) dan central apnea (CA). OA lebih periodik karena adanya upaya pernapasan dibandingkan dengan CA. Oleh karena itu, sinyal autokorelasi OA memiliki lebih banyak puncak yang ditunjukkan oleh bintang merah. CA: apnea sentral; OA: apnea obstruktif.

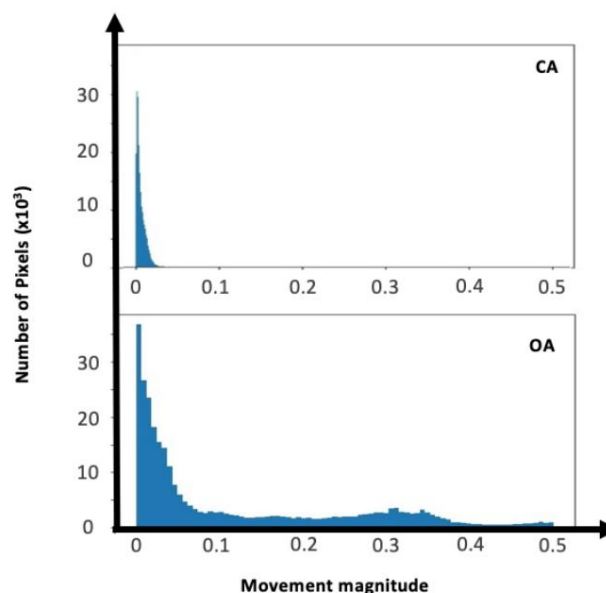


Baseline 2—Gerakan Histogram

Metode ini memisahkan OA dari CA berdasarkan jangkauan gerakannya. Histogram besaran pergerakan dibuat untuk pergerakan dalam rentang 0 hingga 0,5 piksel/detik dengan jumlah konstanta 1000 bin. Contoh sinyal histogram untuk

OA dan CA ditunjukkan pada [Gambar 4](#). Rata-rata setiap bin (fitur) histogram di seluruh peristiwa dihitung. Analisis komponen utama (PCA) selanjutnya diterapkan untuk mengurangi jumlah tempat sampah. Pengelompokan hutan acak dilatih pada 100 komponen PCA pertama untuk membedakan OA dan CA.

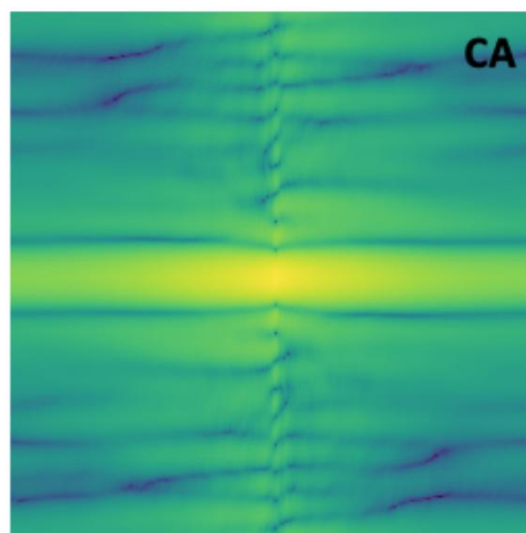
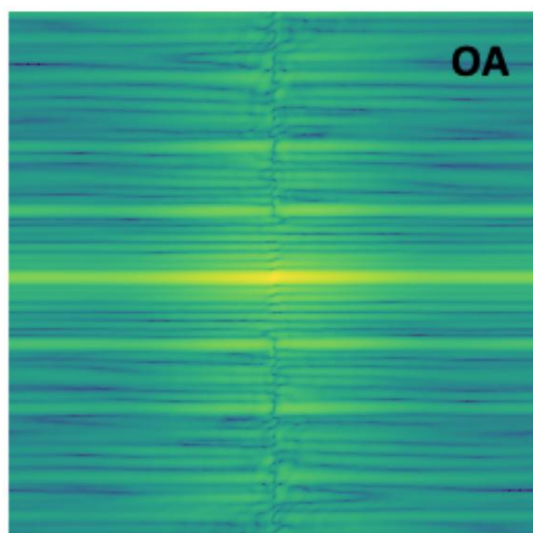
Gambar 4. Histogram besaran pergerakan. Apnea obstruktif memiliki rentang gerak yang lebih banyak dibandingkan dengan apnea sentral karena upaya pernapasan. CA: apnea sentral; OA: apnea obstruktif.



Baseline 3—2D Fast Fourier Transform-Convolutional Jaringan syaraf

Metode ini memisahkan OA dari CA berdasarkan representasi domain frekuensi dari histogram gerakan. Histogram pergerakan dari setiap peristiwa digabungkan menjadi satu

Gambar 5. Transformasi Fourier cepat 2D (2DFFT) histogram pergerakan untuk OA dan CA. Gambar 2DFFT OA memiliki rentang frekuensi yang lebih luas dibandingkan dengan CA, karena upaya bernapas selama OA menyebabkan lebih banyak fluktuasi pada sinyal gerakan. 2DFFT: Transformasi Fourier cepat 2D; CA: apnea sentral; OA: apnea obstruktif.



Validasi

Data dibagi menjadi set pelatihan dan validasi dan pengujian oleh ruangan tempat penelitian dilakukan untuk memastikan penempatan kamera pengaturan tidak memengaruhi kinerja algoritme. Data yang tercatat dari 21 peserta (tercatat di ruang laboratorium nomor 1) digunakan dalam set pelatihan dan validasi. Set ini termasuk 40 CA dan 313 OA. 21 sisanya (tercatat di ruang laboratorium nomor 2) terdiri dari perangkat uji, yang mencakup 75 CA dan 299 OA.

Untuk metode autokorelasi dan histogram pergerakan, hyperparameter pengklasifikasi disetel melalui validasi silang 3 kali lipat pada set pelatihan. Untuk metode 3D-CNN (seluruh tubuh) dan 3D-CNN (dada dan perut), penghentian lebih awal didasarkan pada performa pada set validasi.

Performa pendeteksian kotak pembatas kepala, dada, dan perut dievaluasi berdasarkan akurasi di persimpangan atas nilai penyatuan yang lebih tinggi dari 0,5 antara wilayah yang diprediksi dan dianotasi secara manual.

dari waktu ke waktu untuk membentuk gambar dan kemudian ditransformasikan ke domain frekuensi melalui 2DFFT dengan ukuran konstan 128x128. Sampel sinyal 2DFFT ditunjukkan pada Gambar 5 untuk CA dan OA. Sebuah CNN (DarkNet19) [30] dilatih pada gambar 2DFFT yang diperoleh untuk membedakan antara OA dan CA.

Hasil

Data dari 42 peserta (27 laki-laki dan 15 perempuan) dikumpulkan untuk penelitian ini. Informasi demografi peserta ditunjukkan pada Tabel 2. Tidak ada parameter yang berbeda secara signifikan antara kelompok, kecuali BMI dengan nilai P 0,04.

Gambar 6 menunjukkan bingkai gambar sampel, serta kotak pembatas yang ditandai secara manual dan terdeteksi secara otomatis, untuk dada dan perut. Kinerja deteksi kotak pembatas kepala, dada, dan perut dikuantifikasi pada Tabel 3. Model deteksi kepala memperoleh akurasi 92%, lebih tinggi dari model deteksi dada dan perut dengan akurasi masing-masing 83% dan 67%.

Hasil membedakan OA dari CA ditunjukkan pada Tabel 4. Pengklasifikasi yang berbeda memperoleh kinerja yang serupa untuk metode histogram gerakan. Demi ruang, hanya hasil klasifikasi hutan acak yang ditunjukkan pada Tabel 4. Model 3D-CNN memperoleh kinerja terbaik dengan akurasi 95,4% dan skor F1 88,7%.

Tabel 2. Demografi Peserta (N=42).

Karakteristiksa	Kamar 1 (set tes), rata-rata (SD)	Kamar 2 (set kereta), rata-rata (SD)
Pria	8 (13)	7 (14)
Umur (tahun)	53 (15)	55 (13)
BMIb (kg/m ²)	28 (6)	32 (7)
Efisiensi tidur (%)	73 (18)	75 (18)
Persentase tidur REMc (%)	16 (6)	15 (8)
Berarti wake detak jantung (bpm ^d)	66 (17)	71 (15)
Rata-rata detak jantung REM (bpm)	63 (18)	72 (12)
Minimum SaO ₂ ^e	81 (9)	81 (7)
Berarti SaO ₂	94 (3)	94 (3)
Nomor dari OASf (acara)	16 (35)	16 (23)
Nomor CAg (peristiwa)	4 (10)	2 (3)
AHIh (acara/jam)	24 (35)	29 (26)
Durasi tidur (jam)	5 (1)	5 (1)

^fInformasi peserta dihitung dari laporan tidur dari studi tidur semalam peserta yang dianotasi oleh teknisi tidur. bBMI: indeks massa tubuh. IMT berbeda antara kedua ruangan dengan nilai $P 0,04$. cREM: gerakan mata cepat.

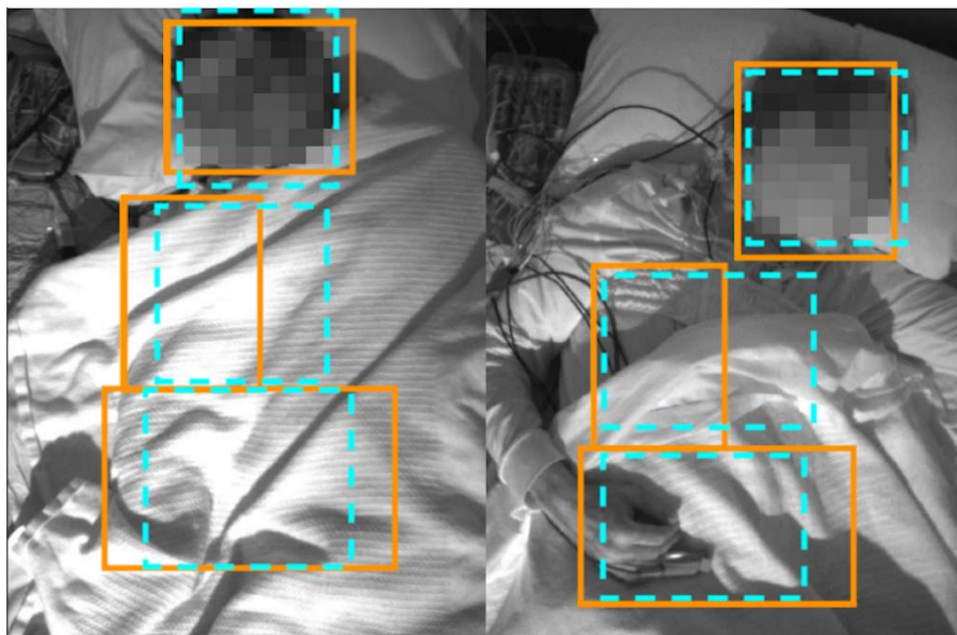
^dbpm: denyut per menit.

^eSaO₂ : saturasi oksigen arteri. fOA:

apnea obstruktif. gCA: apnea sentral.

hAHI: indeks apnea-hipopnea.

Gambar 6. Sampel hasil deteksi dada, perut, dan kepala. Wilayah yang dianotasi dan terdeteksi secara manual masing-masing ditampilkan dalam garis hash biru dan garis padat oranye.



Tabel 3. Kotak pembatas wajah, dada, dan perut.

Objek yang terdeteksi	Akurasi (% di IoUa >0,5), rata-rata (SD)
Kepala	92 (11)
Dada	83 (14)
Perut	67 (15)

^aIoU: persimpangan di atas persatuan.

Tabel 4. Apnea obstruktif versus apnea sentral: kinerja prediksi berbagai model.

metode	Ketepatan (%)	Presisi (%)	Mengingat (%)	Skor F1 (%)
Autokorelasi	88.4	81.1	53.1	64.2
Histogram gerakan	88.5	86.7	48.2	61.9
2DFFT-CNN ^b	89.7	69.1	75.6	72.3
3D-CNN ^c	95.4	88.2	89.3	88.7
Dada dan perut 3D-CNN (beranotasi)	90.9	71.1	81.8	76.1
Dada dan perut 3D-CNN (perkiraan)	89.3	72.1	76.0	74.0

Skor Akurasi, Presisi, Recall, dan F1 menunjukkan rasio prediksi yang benar terhadap jumlah total titik data, rasio prediksi positif yang benar terhadap prediksi positif total, rasio prediksi positif yang benar terhadap total data positif, dan harmonik rata-rata presisi dan daya ingat. ^b 2DFFT-CNN: jaringan saraf transformasi-konvolusional Fourier cepat 2D

^c 3D-CNN: jaringan saraf konvolusional 3D.

Diskusi

Temuan Utama Model

3D-CNN yang diusulkan mengungguli ketiga metode dasar. Kami berhipotesis bahwa melokalkan dada dan perut dalam video akan meningkatkan rasio signal-to-noise untuk meningkatkan performa. Namun, seperti yang ditunjukkan pada [Tabel 4](#), penerapan 3D-CNN pada seluruh bingkai gambar menghasilkan kinerja terbaik. [Gambar 7](#) mengilustrasikan bagaimana penggunaan selimut dapat menjelaskan hasil ini.

Selimut menyebarkan gerakan dada dan perut di luar daerah yang terdeteksi (atau dianotasi) masing-masing. Akibatnya, melokalisasi lokasi dada dan perut menghilangkan bagian dari sinyal gerakan yang berhubungan dengan pernapasan. Selain itu, deteksi lokasi perut yang akurat menjadi tantangan saat tubuh ditutupi oleh selimut; namun, meningkatkan jumlah titik data (>42) berpotensi mengatasi tantangan ini. Mekanisme perhatian juga berpotensi digunakan untuk secara otomatis mengidentifikasi daerah gambar di mana gerakan dada atau perut menonjol.

Gambar 7. Regio dada dan perut yang dianotasi tidak menangkap area yang luas di mana sebagian besar gerakan yang berhubungan dengan pernapasan terlihat. Daerah dada dan perut yang dianotasi secara manual ditampilkan dengan kotak biru. Area dengan intensitas gerakan besar (besarnya aliran optik) disorot dengan warna pink.



Keterbatasan

Metode yang dikembangkan dan dievaluasi dalam penelitian ini adalah yang pertama menggunakan computer vision untuk membedakan antara OA dan CA. Meskipun model divalidasi secara eksternal pada data yang dikumpulkan di ruangan yang berbeda, keterbatasan penelitian ini adalah model kamera dan pengaturan kamera yang sama digunakan untuk mengumpulkan data di kedua ruangan. Memperbaiki batasan ini akan melibatkan validasi eksternal pada kumpulan data yang akan direkam dalam kondisi berbeda, misalnya, penggunaan model kamera lain, sudut pandang berbeda, atau jarak kamera berbeda dari tempat tidur. Ini akan mengevaluasi bagaimana model yang dilatih di sini menggeneralisasi variasi potensial yang mungkin terjadi dalam skenario kehidupan nyata, misalnya di rumah. Keterbatasan lain dari sistem saat ini adalah bergantung pada asumsi bahwa apnea sudah tersegmentasi, misalnya, menggunakan metode berbasis penglihatan yang dikembangkan sebelumnya [21]. Mengatasi keterbatasan ini akan melibatkan evaluasi tentang bagaimana kombinasi metode tersebut dengan model yang dikembangkan di sini akan bekerja.

Perbandingan Dengan Pekerjaan

Sebelumnya Untuk mengatasi tantangan yang terkait dengan PSG, ada beberapa investigasi untuk mengembangkan perangkat skrining sleep apnea yang nyaman yang juga dapat membedakan CA dari OA [14,15,28,31,32]. Dalam sebuah penelitian yang diusulkan oleh Argod et al [15], teknik waktu transit pulsa digunakan untuk mengukur penundaan antara gelombang R pada elektrokardiogram dan jari. Mereka menggunakan penundaan untuk mengklasifikasikan CA secara visual dari OA [15]. Dalam studi lain, Park et al [31] merancang perangkat jantung implan invasif untuk membedakan antara CA dan OA berdasarkan karakteristik osilasi aktivitas listrik jantung. Luo et al [14] menggunakan elektromiogram diafragma untuk melacak aktivitas otot pernapasan untuk membedakan OA dari CA. Thomas dkk

[28] menggunakan elektrokardiogram sadapan tunggal untuk mengklasifikasikan OA dari CA dengan mengukur kopling frekuensi rendah yang meningkat dari variabilitas detak jantung dan fluktuasi amplitudo gelombang R. Studi-studi ini bersifat invasif atau membutuhkan pemasangan sensor ke tubuh, yang dapat menjadi artefak yang tidak nyaman dan sensitif terhadap gerakan serta mengganggu pola tidur reguler pengguna. Metode nonkontak untuk membedakan CA dari OA akan mengatasi tantangan ini.

Dalam satu upaya, Nandakumar et al [32] melacak pergerakan tubuh melalui smartphone. Mereka menggunakan transmisi gelombang kontinu termodulasi frekuensi untuk menemukan perubahan gerak dalam tubuh. Meskipun model mereka menghitung jumlah CA dan OA, kinerja model dalam melokalisasi dan membedakan apnea tidak dilaporkan. Selain itu, penelitian ini tidak melaporkan hasil validasi silang.

Kesimpulan dan Pekerjaan Masa Depan

Proyek penelitian ini adalah metode nonkontak berbasis penglihatan pertama yang membedakan sleep apnea dengan melacak gerakan tubuh menggunakan video IR. Algoritma yang dikembangkan divalidasi pada 42 peserta dengan berbagai tingkat keparahan apnea tidur. Algoritme bekerja dengan baik dalam membedakan OA dari CA. Dalam penelitian ini, diasumsikan bahwa apnea diberikan.

Pekerjaan di masa depan dapat menerapkan teknik yang ada [21] atau metode baru berbasis CNN untuk mengidentifikasi apnea. Pendekatan serupa dapat digunakan untuk penilaian pernapasan nonkontak dan upaya pernapasan selama pengujian latihan pada individu yang menggunakan ventilator mekanis dan bayi dengan masalah pernapasan.

Pekerjaan di masa depan juga melibatkan pengumpulan lebih banyak data untuk melakukan validasi eksternal terhadap model yang dikembangkan di sini dalam berbagai kondisi, serta untuk meningkatkan akurasi deteksi dada dan perut.

Ucapan Terima Kasih

Pekerjaan ini didukung sebagian oleh FedDev Ontario, sebagian oleh Bresotec Inc, sebagian oleh Dewan Riset Ilmu Pengetahuan Alam dan Teknik Kanada melalui Discovery Grant under Grant RGPIN 435653, dan sebagian oleh Toronto Rehabilitation Institute, University Health Network .

Konflik kepentingan

Tidak ada yang diumumkan.

Referensi

1. Peppard PE, Young T, Barnet JH, Palta M, Hagen EW, Hla KM. Meningkatnya prevalensi gangguan pernapasan saat tidur orang dewasa. *Am J Epidemiol* 2013 1 Mei;177(9):1006-1014 [teks lengkap GRATIS] [doi: [10.1093/aje/kws342](https://doi.org/10.1093/aje/kws342)] [Garis tengah: [23589584](#)]
2. Kim NH. Apnea tidur obstruktif dan metabolisme glukosa abnormal. *Diabetes Metab J* 2012 Agu;36(4):268-272 [GRATIS Teks lengkap] [doi: [10.4093/dmj.2012.36.4.268](https://doi.org/10.4093/dmj.2012.36.4.268)] [Garis tengah: [22950056](#)]
3. Ayas N, Skomro R, Blackman A, Curren K, Fitzpatrick M, Fleetham J, dkk. Apnea tidur obstruktif dan mengemudi: A Kertas posisi Canadian Thoracic Society dan Canadian Sleep Society. *Can Respir J* 2014;21(2):114-123 [teks lengkap GRATIS] [doi: [10.1155/2014/357327](https://doi.org/10.1155/2014/357327)] [Medline: [24724150](#)]
4. Shahar E, Whitney CW, Redline S, Lee ET, Newman AB, Nieto FJ, dkk. Pernapasan gangguan tidur dan penyakit kardiovaskular: hasil cross-sectional dari Sleep Heart Health Study. *Am J Respir Crit Care Med* 2001 Jan;163(1):19-25. [doi: [10.1164/ajrccm.163.1.2001008](https://doi.org/10.1164/ajrccm.163.1.2001008)] [Garis tengah: [11208620](#)]
5. Arzt M, Young T, Finn L, Skatrud JB, Bradley TD. Asosiasi gangguan pernapasan saat tidur dan terjadinya stroke. *Am J Respir Crit Care Med* 2005 Des 1;172(11):1447-1451 [teks lengkap GRATIS] [doi: [10.1164/rccm.200505-702OC](https://doi.org/10.1164/rccm.200505-702OC)] [Medline: [16141444](#)]
6. Watson H, Sackner MA, Belsito AS. GratisPatenOnline. 1988. Metode dan Peralatan untuk Membedakan Apnea Obstruktif Pusat dan Campuran dengan Alat Pemantau Eksternal Yang Mengukur Rib Cage dan Abdominal Compartmental Excursions Selama Respirasi URL: <http://www.freepatentsonline.com/4777962.html> [diakses 20-03-2020]
7. Donovan LM, Kapur VK. Prevalensi dan karakteristik apnea tidur sentral dibandingkan dengan apnea tidur obstruktif: analisis dari kelompok studi kesehatan jantung tidur. *Tidur* 2016 Jul 1;39(7):1353-1359 [teks lengkap GRATIS] [doi: [10.5665/sleep.5962](https://doi.org/10.5665/sleep.5962)] [Garis tengah: [27166235](#)]
8. Park JG, Ramar K, Olson EJ. Pembaruan definisi, konsekuensi, dan pengelolaan apnea tidur obstruktif. *Mayo Clin Proc* 2011 Juni;86(6):549-54; kuis 554 [teks lengkap GRATIS] [doi: [10.4065/mcp.2010.0810](https://doi.org/10.4065/mcp.2010.0810)] [Garis tengah: [21628617](#)]
9. Javaheri S, Dempsey JA. Apnea tidur sentral. *Compr Physiol* 2013 Jan;3(1):141-163. [doi: [10.1002/cphy.c110057](https://doi.org/10.1002/cphy.c110057)] [Garis tengah: [23720283](#)]
10. Goldman MD. Interpretasi gerakan thoracoabdominal saat bernafas. *Clin Sci (Lond)* 1982 Jan;62(1):7-11. [doi: [10.1042/cs0620007](https://doi.org/10.1042/cs0620007)] [Garis tengah: [7035059](#)]
11. Potts KJ, Butterfield DT, Sims P, Henderson M, Shames CB. Penghematan biaya yang terkait dengan kampanye pendidikan tentang diagnosis dan pengelolaan gangguan pernapasan saat tidur: studi AS berbasis klaim retrospektif. *Popul Health Manag* 2013 Feb;16(1):7-13. [doi: [10.1089/pop.2011.0102](https://doi.org/10.1089/pop.2011.0102)] [Garis tengah: [22823227](#)]
12. Javaheri S. CPAP tidak boleh digunakan untuk apnea tidur sentral pada pasien gagal jantung kongestif. *J Clin Sleep Med* 2006 15 Okt;2(4):399-402. [doi: [10.5664/jcsm.26653](https://doi.org/10.5664/jcsm.26653)] [Medline: [17557466](#)]
13. Epstein LJ, Kristo D, Strollo PJ, Friedman N, Malhotra A, Patil SP, Gugus Tugas Apnea Tidur Obstruktif Dewasa dari Akademi Kedokteran Tidur Amerika. Pedoman klinis untuk evaluasi, manajemen dan perawatan jangka panjang dari apnea tidur obstruktif pada orang dewasa. *J Clin Sleep Med* 2009 Jun 15;5(3):263-276 [teks lengkap GRATIS] [doi: [10.5664/jcsm.27497](https://doi.org/10.5664/jcsm.27497)] [Garis tengah: [19960649](#)]
14. Luo YM, Tang J, Jolley C, Steier J, Zhong NS, Moxham J, dkk. Membedakan peristiwa apnea tidur obstruktif dari sentral: elektromiogram diafragma dan tekanan esofagus dibandingkan. *Peti* 2009 Mei;135(5):1133-1141. [doi: [10.1378/chest.08-1695](https://doi.org/10.1378/chest.08-1695)] [Medline: [19118271](#)]
15. Argod J, Pépin JL, Lévy P. Membedakan peristiwa pernapasan tidur obstruktif dan sentral melalui waktu transit pulsa. *Saya J Respir Crit Care Med* 1998 Des;158(6):1778-1783. [doi: [10.1164/ajrccm.158.6.9804157](https://doi.org/10.1164/ajrccm.158.6.9804157)] [Garis tengah: [9847267](#)]
16. Glos M, Sabli A, Jelavic KS, Schöbel C, Fietze I, Penzel T. Karakterisasi kejadian pernapasan pada apnea tidur obstruktif menggunakan pemantauan tekanan suprasternal. *J Clin Sleep Med* 2018 Mar 15;14(3):359-369 [teks lengkap GRATIS] [doi: [10.5664/jcsm.6978](https://doi.org/10.5664/jcsm.6978)] [Garis tengah: [29458696](#)]
17. Flemons WW, Douglas NJ, Kuna ST, Rodenstein DO, Wheatley J. Akses ke diagnosis dan pengobatan pasien dengan dugaan sleep apnea. *Am J Respir Crit Care Med* 2004 Mar 15;169(6):668-672. [doi: [10.1164/rccm.200308-1124PP](https://doi.org/10.1164/rccm.200308-1124PP)] [Garis tengah: [15003950](#)]
18. Li MH, Yadollahi A, Taati B. Pemantauan kardiopulmoner berbasis penglihatan tanpa kontak dalam berbagai posisi tidur. *IEEE Informasi Kesehatan J Biomed* 2017 Sep;21(5):1367-1375. [doi: [10.1109/jbhi.2016.2567298](https://doi.org/10.1109/jbhi.2016.2567298)]

19. Martinez M, Stiefelbogen R, editor. Pemantauan Laju Nafas Selama Tidur Menggunakan Citra Near-IR dan PCA. Dalam: Prosiding Konferensi Internasional ke-21 tentang Pengenalan Pola. 2012 Dipresentasikan pada: ICPR'12; 11-15 November 2012; Tsukuba, URL Jepang: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6460912>
20. Zhu K, Li M, Akbarian S, Hafezi M, Yadollahi A, Taati B. Pemantauan detak jantung dan pernapasan berbasis penglihatan selama tidur - studi validasi untuk populasi yang berisiko apnea tidur. IEEE J Transl Eng Health Med 2019;7:1900708 [teks lengkap GRATIS] [doi: [10.1109/JTEHM.2019.2946147](https://doi.org/10.1109/JTEHM.2019.2946147)] [Garis tengah: [32166048](#)]
21. Zhu K, Yadollahi A, Taati B. Estimasi Indeks Apnea-Hypopnea Non-Kontak menggunakan Video Inframerah Dekat. Dalam: Prosiding Konferensi Internasional Tahunan ke-41 tahun 2019 dari IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2019 Dipresentasikan di: EMBC'19; 23-27 Juli 2019; Berlin, Jerman. [doi: [10.1109/embc.2019.8857711](https://doi.org/10.1109/embc.2019.8857711)]
22. Deng F, Dong J, Wang X, Fang Y, Liu Y, Yu Z, dkk. Desain dan implementasi sistem pemantauan tidur nonkontak menggunakan kamera inframerah dan sensor gerak. IEEE Trans Instrum Meas 2018 Jul;67(7):1555-1563. [doi: [10.1109/tim.2017.2779358](https://doi.org/10.1109/tim.2017.2779358)]
23. Liao W, Yang C. Aktivitas Berbasis Video dan Analisis Pola Gerakan dalam Studi Tidur Semalam. Dalam: Prosiding dari Konferensi Internasional ke-19 2008 tentang Pengenalan Pola. 2008 Dipresentasikan pada: ICPR'08; 8-11 Desember 2008; Tampa, FL, AS. [doi: [10.1109/icpr.2008.4761635](https://doi.org/10.1109/icpr.2008.4761635)]
24. Akbarian S, Delfi G, Zhu K, Yadollahi A, Taati B. Deteksi non-kontak otomatis dari posisi kepala dan tubuh selama tidur. Akses IEEE 2019;7:72826-72834. [doi: [10.1109/access.2019.2920025](https://doi.org/10.1109/access.2019.2920025)]
25. Kapur VK, Auckley DH, Chowdhuri S, Kuhlmann DC, Mehra R, Ramar K, dkk. Pedoman praktik klinis untuk pengujian diagnostik untuk apnea tidur obstruktif dewasa: pedoman praktik klinis American Academy of Sleep Medicine. J Clin Sleep Med 2017 Mar 15;13(3):479-504 [teks lengkap GRATIS] [doi: [10.5664/jcsm.6506](https://doi.org/10.5664/jcsm.6506)] [Garis tengah: [28162150](#)]
26. Berry RB, Brooks R, Gamaldo C, Harding SM, Lloyd RM, Quan SF, dkk. Pembaruan Manual Penilaian AASM untuk 2017 (Versi 2.4). J Clin Sleep Med 2017 15 Mei;13(5):665-666 [teks lengkap GRATIS] [doi: [10.5664/jcsm.6576](https://doi.org/10.5664/jcsm.6576)] [Garis tengah: [28416048](#)]
27. Ilg E, Mayer N, Saikia T, Keuper M, Dosovitskiy A, Brox T. FlowNet 2.0: Evolusi Estimasi Aliran Optik dengan Jaringan Dalam. Dalam: Prosiding Konferensi IEEE 2017 tentang Visi Komputer dan Pengenalan Pola. 2017 Dipresentasikan pada: CVPR'17; 21-26 Juli 2017; Honolulu, HI, AS. [doi: [10.1109/cvpr.2017.179](https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.179)]
28. Thomas R, Mietus J, Peng C, Gilmartin G, Daly R, Goldberger A, dkk. Membedakan apnea tidur obstruktif dari pusat dan kompleks menggunakan metode berbasis elektrokardiogram otomatis. Tidur 2007 Des;30(12):1756-1769 [teks lengkap GRATIS] [doi: [10.1093/tidur/30.12.1756](https://doi.org/10.1093/tidur/30.12.1756)] [Medline: [18246985](#)]
29. Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: Peningkatan bertahap. pracetak arXiv 2018: - pracetak. arXiv:1804.02767.
30. Joseph Redmon. 2013. Darknet: Jaringan Syaraf Sumber Terbuka di URL C: <https://pjreddie.com/darknet/> [diakses 20-03-2020]
31. Park E, Koh S. Paten Google. 2004. Diferensiasi Central Sleep Apnea dan Obstructive Sleep Apnea Menggunakan Perangkat Jantung Implan URL: <https://patents.google.com/patent/US7225021B1/en> [diakses 20-03-2020]
32. Nandakumar R, Gollakota S, Watson N. Deteksi Sleep Apnea Tanpa Kontak pada Smartphone. Dalam: Prosiding Konferensi Internasional Tahunan ke-13 tentang Sistem, Aplikasi, dan Layanan Seluler.: ACM; 2015 Dipresentasikan di: MobiSys'15; 18 - 22 Mei 2015; Florence, Italia hal. 45-57. [doi: [10.1145/2742647.2742674](https://doi.org/10.1145/2742647.2742674)]

Singkatan

AHI: indeks apnea-hipopnea
CSA: apnea tidur sentral
CA: apnea sentral
CNN: jaringan saraf konvolusional
CPAP: tekanan jalan napas positif terus menerus
2DFFT: Transformasi Fourier cepat 2 dimensi
IR: inframerah
OSA: apnea tidur obstruktif
OA: apnea obstruktif
PCA: analisis komponen utama
PSG: polisomnografi
RIP: plethysmography induktansi pernapasan

Diedit oleh G Eysenbach; diserahkan 28.11.19; peer-review oleh P Werner, R Stiefelhagen, M D'Souza, C Wu; komentar untuk penulis 11.01.20; versi revisi menerima 24.02.20; diterima 25.02.20; diterbitkan 22.05.20

Silakan kutip

sebagai: Akbarian S, Montazeri Ghahjaverestan N, Yadollahi A,

Taati B Membedakan Apnea Obstruktif Versus Sentral dalam Video Tidur Inframerah Menggunakan Pembelajaran Mendalam:

Studi Validasi J Med Internet Res 2020;22(5):e17252 URL: [http:// www.jmir.org/2020/5/e17252/](http://www.jmir.org/2020/5/e17252/) doi: [10.2196/17252](https://doi.org/10.2196/17252) PMID:

[32441656](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32441656/)

©Sina Akbarian, Nasim Montazeri Ghahjaverestan, Azadeh Yadollahi, Babak Taati. Awalnya diterbitkan dalam Journal of Medical Internet Research (<http://www.jmir.org>), 22.05.2020. Ini adalah artikel akses terbuka yang didistribusikan di bawah ketentuan Lisensi Atribusi Creative Commons (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>), yang mengizinkan penggunaan, distribusi, dan reproduksi tidak terbatas dalam media apa pun, asalkan yang asli karya, pertama kali diterbitkan dalam Journal of Medical Internet Research, dikutip dengan benar. Informasi bibliografi lengkap, tautan ke publikasi asli di <http://www.jmir.org/>, serta informasi hak cipta dan lisensi ini harus disertakan.