

Pemantauan Pernapasan Video Tanpa Kendala Perilaku dan Aplikasi untuk Diagnosis Tidur Apnea

Ching-Wei Wang^y, *Anggota, IEEE*, Andrew Hunter, *Anggota, IEEE*, Neil Gravill, and Simon Matusiewicz

Abstrak—Makalah ini menyajikan teknik pemantauan video framed otomatis real-time baru untuk mendeteksi anomali pernapasan, dan penerapannya dalam diagnosis apnea tidur obstruktif. Kami memperkenalkan model gerakan baru untuk mendeteksi sinyal pernapasan siklus yang halus dari video, template pernapasan penyesuaian diri 3-D baru tanpa pengawasan untuk mempelajari pola pernapasan normal individu secara online, dan metode klasifikasi tindakan yang kuat untuk mengenali aktivitas pernapasan normal dan anggota tubuh. gerakan. Teknik ini menghindari pembatasan posisi pada pasien, memungkinkan pasien untuk tidur telentang atau menyamping, dengan atau tanpa menghadap kamera, tertutup sepenuhnya atau sebagian oleh pakaian tidur. Selain itu, pola pernapasan dangkal dan perut tidak mempengaruhi kinerja metode, dan tidak peka terhadap pengaturan lingkungan seperti tingkat pencahayaan infra merah dan sudut pandang kamera. Hasil percobaan menunjukkan bahwa teknik ini mencapai akurasi tinggi (94% untuk data klinis) dalam mengenali episode apnea dan gerakan tubuh dan kuat untuk berbagai tingkat oklusi, pose tubuh, gerakan tubuh (yaitu, gerakan kepala minor, gerakan ekstremitas, rotasi tubuh), dan sedikit gerakan tubuh), dan perilaku pernapasan (misalnya, pernapasan dangkal versus pernapasan berat, pernapasan mulut, pernapasan dada, dan pernapasan perut).

Istilah **Indeks** — Pengenalan tindakan, analisis perilaku, pemantauan, apnea tidur obstruktif (OSA).

I. PENDAHULUAN

Sleep Apnea (OSA) [1] adalah suatu kondisi kronis yang merupakan komplikasi parah termasuk: penurunan fungsi kognitif, penyakit kardiovaskular, stroke, kelelahan, dan kantuk berlebihan di siang hari. OSA ditandai dengan obstruksi berulang pada saluran udara bagian atas selama tidur, mengakibatkan desaturasi oksigen dan seringnya kejadian gairah, ditandai dengan kebangkitan yang hebat. Meskipun OSA mempengaruhi sekitar 4% pria

dan 2% wanita [1], [2] mayoritas individu yang terkena, mungkin 80-90% [3], [4], tetap tidak terdiagnosis.

Alat diagnostik standar emas untuk OSA adalah Polysomnography (PSG), yang mengukur berbagai parameter, termasuk gelombang otak (EEG), gerakan mata, aktivasi otot rangka, elektrokardiogram (EKG)/detak jantung, aliran udara, upaya pernapasan, dan saturasi oksigen darah menggunakan berbagai sensor.

Namun, PSG mahal, padat karya (paling tidak dalam menganalisis data), dan invasif, yang dapat mengganggu tidur dan membahayakan temuan.

Alternatif populer yang hemat biaya dan tidak terlalu invasif menggabungkan oksimetri nadi (untuk mengukur tingkat saturasi oksigen darah [SpO₂] dan detak jantung) dengan pemantauan video inframerah (IR). Klinisi mengidentifikasi area yang mencurigakan pada jejak oksimetri nadi (didefinisikan dengan penurunan lebih dari 4% pada tingkat saturasi oksigen) dan meninjau data video yang sesuai untuk mencapai diagnosis. Namun, jejak oksimetri nadi dari beberapa pasien OSA tidak menunjukkan semua kelainan, memaksa dokter untuk meninjau sejumlah besar data video. Untuk mengurangi beban kerja, beberapa sistem video yang ada [5] mencoba untuk mendeteksi gerakan pasien, memanfaatkan lembaran berpola dan lampu IR untuk mendeteksi derajat gerakan kasar, yang setidaknya mengidentifikasi periode aktivitas, meskipun tidak mengidentifikasi aktivitas apa. Namun, jika penutup berpola dilepas oleh pasien, sistem akan gagal. Dengan demikian ada minat yang berkembang dalam alternatif, lebih kuat, pendekatan otomatis untuk penilaian diagnostik OSA.

Pendekatan tipe kontak termasuk pita toraks-abdomen [7], yang melacak perubahan lingkaran tubuh selama siklus pernapasan, elektroda menempel seperti metode EKG [8], pemeriksaan suhu hidung [9], dan kontak -jenis mikrofon untuk analisis audio untuk memantau volume tidal dari aktivitas pernapasan manusia [10]. Kerugian utama dari pendekatan ini adalah akibat dari invasi mereka: mereka mungkin tidak nyaman, yang mengganggu tidur dan hasil kompromi; dan gerakan pasien dapat menghilangkan sensor atau mengganggu pembacaan.

Pendekatan tipe kontak termasuk pita toraks-abdomen [7], yang melacak perubahan lingkaran tubuh selama siklus pernapasan, elektroda menempel seperti metode EKG [8], pemeriksaan suhu hidung [9], dan kontak -jenis mikrofon untuk analisis audio untuk memantau volume tidal dari aktivitas pernapasan manusia [10]. Kerugian utama dari pendekatan ini adalah akibat dari invasi mereka: mereka mungkin tidak nyaman, yang mengganggu tidur dan hasil kompromi; dan gerakan pasien dapat menghilangkan sensor atau mengganggu pembacaan.

Teknik noninvasif meliputi analisis audio nonkontak [11], [12], sensor getaran [13], pencitraan termal [14]–[16], dan sensor radar Doppler [17], [18] yang dirancang untuk mengidentifikasi pernapasan. Tantangan utama untuk analisis audio tipe nonkontak adalah ekstraksi suara pernapasan dari sinyal sensor yang terkontaminasi oleh kebisingan lingkungan [11] [12]. Sensor getaran memerlukan perangkat keras khusus yang mahal dan menerapkan batasan posisi dan postur. Teknik pencitraan termal telah digunakan untuk menangkap sinyal pernapasan, dengan mendeteksi napas saat dikeluarkan [14]–[16], dan sensor radar memiliki

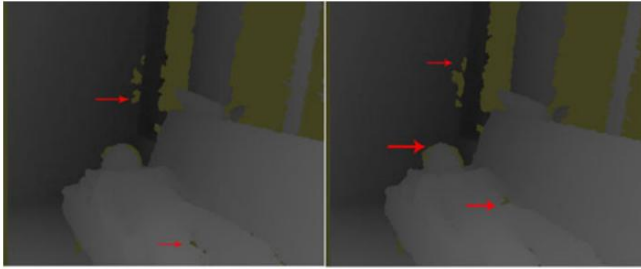
Naskah diterima 9 Januari 2013; direvisi 19 Agustus 2013; diterima 27 Agustus 2013. Tanggal publikasi 29 Agustus 2013; tanggal versi saat ini 16 Januari 2014. Karya ini didukung bersama oleh United Lincolnshire Hospitals NHS Trust dan University of Lincoln. Persetujuan Etika penelitian diperoleh dari Komite Etika Penelitian Derbyshire (nomor REC 08/H0401/12). *Asterisk menunjukkan penulis yang sesuai.* YC.-W. Wang bekerja di Graduate Institute of Biomedical Engineering, National Taiwan University of Science and Technology, Taipei 106, Taiwan (email: cweiwang@mail.ntust.edu.tw).

A. Hunter bersama University of Lincoln, Lincoln, LN6 7TS, UK (email: ahunter@lincoln.ac.uk).

N. Gravill dan S. Matusiewicz bersama Departemen Fisika Medis dan Fakultas Kedokteran Rumah Sakit United Lincolnshire, Lincoln, LN2 5QY, Inggris (email: Neil.gravill@ulh.nhs.uk; Simon.matusiewicz@ulh.nhs.uk).

Versi warna dari satu atau lebih figur dalam makalah ini tersedia online di <http://ieeexplore.ieee.org>.

Pengenal Objek Digital 10.1109/TBME.2013.2280132



Gambar 1. Sinyal tidak stabil muncul pada gambar kedalaman menggunakan kamera 3-D berbiaya rendah (Kinect).

telah diusulkan untuk memantau gerakan jantung dan pernapasan [17], [18]. Namun, dalam kedua metode tersebut, ada batasan posisi yang ketat (daerah mulut/hidung harus ditargetkan), dan daerah yang diinginkan tidak boleh ditutup. Persyaratan ini tidak mudah dipenuhi saat memantau manusia saat tidur.

Dalam makalah ini, kami menyelidiki penggunaan video IR dalam mendeteksi kejadian apnea. Ini memiliki keuntungan menggunakan perangkat keras standar, berbiaya rendah, dan tidak invasif. Namun, ada beberapa masalah teknis utama: gerakan pernapasan hampir tidak terlihat (karena terhalang oleh pakaian tidur dan kehalusan gerakan pernapasan), dan karena siklus, gerakan tersebut rentan terhadap oklusi diri. Akibatnya, metode deteksi gerakan dan pengenalan aktivitas standar tidak berfungsi dengan baik.

Sebuah alternatif yang menarik ada di kamera 3-D murah modern (misalnya, Kinect, Xtion Pro, CamBoard nano, atau Gesture Camera), yang telah disarankan untuk deteksi gerakan pernafasan [19], [20]. Namun, analisis awal kami menunjukkan bahwa sinyal gambar dari Kinect jauh lebih tidak stabil daripada gambar IR (lihat Gambar 1), membuat penyaringan kebisingan dan pendeteksian pola pernapasan halus menjadi lebih sulit. Penggunaan kamera IR standar saja, yang mungkin sudah tersedia di laboratorium tidur, juga membantu mengurangi kerumitan teknologi.

Metode deteksi gerakan standar termasuk perbedaan bingkai (DOF) dan aliran optik. DOF dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$D(t) = |I(t) - I(t - k)| \quad (1)$$

dimana $I(t)$ adalah intensitas citra pada frame/waktu t , k adalah interval waktu yang dipilih, dan $D(t)$ adalah perbedaan frame. Jika $k = 1$, $D(t)$ adalah selisih dari frame yang berurutan. Perbedaan tersebut ditumbuk lama untuk menghasilkan peta perbedaan biner

$$B(x, y, t) = \begin{cases} 1, & \text{jika } D(x, y, t) > \bar{y} \\ 0, & \text{sebaliknya} \end{cases} \quad (2)$$

di mana \bar{y} adalah ambang batas yang dipilih.

Karena gerakan pernapasan sangat halus, nilai \bar{y} dalam (2) harus diatur sedemikian kecilnya (misalnya, $\bar{y} = 1$) untuk mendeteksi perbedaan sehingga masalah kebisingan menjadi berlebihan, terutama karena sensor IR memiliki tingkat kebisingan yang tinggi [22].

Aliran optik cenderung gagal di daerah dengan penampilan yang sebagian besar homogen [23], yang merupakan tipikal pakaian tidur. Selanjutnya benda yang bergerak dalam garis lurus tetapi beresilasi

maju dan mundur cenderung memiliki arti-penting yang rendah [21].

Masalah ini membuat aliran optik tidak cocok untuk domain masalah kami.

Pengenalan aktivitas mengekstraksi representasi kompak fitur tiotemporal spa dan menggunakannya untuk mengklasifikasikan aktivitas. Pendekatan terbaru yang populer memperlakukan urutan video sebagai volume ruang-waktu 3-D (intensitas, gradien, aliran optik, atau fitur lokal lainnya). Efros *dkk.* [24] melakukan pengenalan tindakan dengan menghubungkan pengukuran aliran optik dari video beresolusi rendah. Bobick dan Davis [25] mengusulkan citra vektor statis sebagai template temporal untuk merepresentasikan pergerakan manusia, dimana nilai vektor pada setiap titik merupakan fungsi dari properti gerak pada lokasi spasial yang sesuai; mereka memperkenalkan gambar riwayat gerak (MHI) dan gambar energi gerak (MEI), model spatiotemporal yang dapat dicocokkan dengan model tersimpan dari tindakan yang diketahui.

Namun, teknik ini peka terhadap pandangan, membutuhkan "bentuk" tindakan dalam kategori yang sama agar serupa dan bentuk tindakan dalam kategori yang berbeda harus berbeda. Dalam domain kami, ada sedikit kendala pada postur tidur subjek dan bentuk pernapasan bervariasi. MEI dan MHI berasal dari DOF, dan memang Bobick dan Davis [25] menyarankan bahwa mekanisme deteksi gerakan yang lebih kuat diperlukan dalam situasi di mana subjek uji bergerak lambat. Selain itu, MHI rentan terhadap oklusi diri gerakan spasial yang terjadi dalam jendela temporal karena penipaan. Ekstensi ke MHI telah dirancang untuk menangani self-occlusion [26], [27], tetapi karena ini didasarkan pada teknik DOF, mereka tetap tidak cocok untuk pekerjaan utama kami. Gorelick *dkk.* [28] juga menggunakan volume spatiotemporal untuk pengenalan tindakan, memodelkan tindakan manusia sebagai siluet batang tubuh yang bergerak dan anggota tubuh yang menonjol menjalani gerakan yang diartikulasikan. Bentuk ruang-waktu ini dapat digunakan untuk mengklasifikasikan tindakan.

Teknik populer lainnya adalah melacak titik-titik minat ruang-waktu [29] untuk menghasilkan "kata-kata" spasial-temporal [30] (menggunakan representasi tas kata-kata), dan untuk mengklasifikasikannya menggunakan teknik probabilistik [31], [32]. Namun, kurangnya pola yang khas pada bed cover membuatnya tidak cocok untuk domain kami.

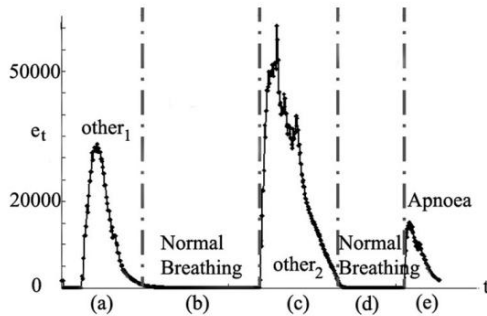
Makalah ini menyajikan teknik pemantauan video IR real-time baru untuk mendeteksi aktivitas pernapasan abnormal. Ini memperluas karya kami sebelumnya yang diterbitkan dalam bentuk singkat di [6]. Di sini, kami memperkenalkan model yang disempurnakan untuk deteksi gerakan dan pengenalan aktivitas yang kurang sensitif terhadap kebisingan dibandingkan pendekatan kami sebelumnya. Evaluasi kami menunjukkan bahwa ini mencapai akurasi tinggi dalam mengenali peristiwa pernapasan abnormal dan gerakan tubuh. Organisasi makalah adalah sebagai berikut. Algoritma yang diusulkan diperkenalkan di Bagian II. Bagian III menunjukkan hasil percobaan pada 15 urutan video yang menampilkan episode apnea yang disimulasikan dan empat klip klinis yang menampilkan episode sebenarnya. Bagian IV menyimpulkan kertas.

II. DETEKSI PERNAPASAN

Bagian ini menyajikan pendekatan pemantauan video IR baru untuk deteksi perilaku pernapasan anomali. Tidak ada batasan posisi pada pasien yang dikenakan (selain orientasi dan posisi tempat tidur), memungkinkan pasien untuk tidur terlentang atau menyamping, dengan atau tanpa menghadap kamera. Teknik ini bekerja dengan subjek baik seluruhnya atau sebagian dikaburkan oleh penutup tempat tidur.



Gambar 2. Contoh peta aktivitas yang dihasilkan menggunakan PLIM, diilustrasikan di seluruh siklus pernapasan. Pernapasan subjek terdeteksi di sekitar tepi subjek dan terlipat di pakaian tidur. Tingkat aktivitas tumbuh dan turun secara siklus melalui siklus pernapasan.



Gambar 3. Tingkat aktivitas, e_t , dapat digunakan untuk mendeteksi kejadian, dengan pernapasan normal (b,d), kejadian apnea (e), dan gerakan tubuh (a,c) yang menimbulkan tingkat et yang berbeda secara signifikan.

Sistem memantau tingkat gerakan; sementara ini tetap di bawah ambang batas, subjek menjalani *pernapasan normal*; ketika melebihi ambang batas, *peristiwa gerak* telah terjadi.

Sistem mempelajari template untuk mengkarakterisasi pola gerakan pernapasan normal secara online, dan menggunakannya untuk mengklasifikasikan peristiwa gerakan sebagai *gerakan tubuh*, *episode pernapasan normal*, *episode pernapasan dalam*, atau *episode apnea*.

A. Deteksi Gerakan untuk Analisis Pernapasan

Untuk mengatasi keterbatasan metode DOF sehubungan dengan deteksi pernapasan, kami telah mengembangkan model kesan bercahaya persisten (PLIM). PLIM diturunkan dari konsep pemodelan latar belakang, yang memutakhirkan model latar belakang untuk mendiskontokan sumber kebisingan sementara sementara memungkinkan adaptasi terhadap perubahan jangka panjang [33], [34]; namun, PLIM disetel untuk mendeteksi gerakan halus daripada mengelompokkan objek di latar depan. Dalam perbedaan latar belakang, model latar belakang diperbarui dari waktu ke waktu untuk *menghindari* akumulasi kesalahan. Sebaliknya, PLIM dirancang untuk *mengumpulkan* kesalahan untuk meningkatkan sinyal pernapasan dan untuk membedakan antara aktivitas pernapasan dan gerakan tubuh. PLIM menggabungkan adaptasi lambat, memungkinkan perubahan pose diakomodasi sementara memungkinkan gerakan siklus terdeteksi; lihat Gambar 2. Ukuran sederhana dari tingkat aktivitas dapat diekstraksi dari PLIM, dan digunakan untuk mengidentifikasi peristiwa gerak; lihat Gambar 3.

Diberi gambar $M \times N$, dan laju bingkai F bingkai/dtk, PLIM diinisialisasi menggunakan nilai gambar

$$P(x, y, 0) = I(x, y, 0). \quad (3)$$

Pada waktu t , PLIM diperbarui menggunakan

$$\tilde{y}(x, y, t) = I(x, y, t) \tilde{y} P(x, y, t \tilde{y} 1) \quad (4)$$

$$\tilde{y} 1, \quad \tilde{y}(x, y, t) > 0, 0,$$

$$P(x, y, t) = P(x, y, t \tilde{y} 1) + \tilde{y} \tilde{y}(x, y, t) = 0 \cdot (5) \tilde{y} \tilde{y} 1, \tilde{y}(x, y, t) < 0$$

Peta aktivitas PLIM $A(x, y, t)$ didefinisikan sebagai

$$A(x, y, t) = \begin{cases} 1, & \text{jika } I(x, y, t) \tilde{y} P(x, y, t) > \tilde{y} \\ 0, & \text{jika tidak} \end{cases} \quad (6)$$

di mana \tilde{y} adalah ambang deteksi, parameter model.

Selama tidur normal, pernapasan menyebabkan gerakan halus menjauh dari dan kembali ke titik awal yang dipilih secara sewenang-wenang.

Ini dapat diamati sebagai siklus pertumbuhan dan penurunan wilayah dalam peta kegiatan PLIM; lihat Gambar 2. Kami mendefinisikan tingkat aktivitas, e_t , sebagai jumlah piksel yang terdeteksi di peta aktivitas, $A(x, y, t)$, dihitung menggunakan (6) pada waktu t

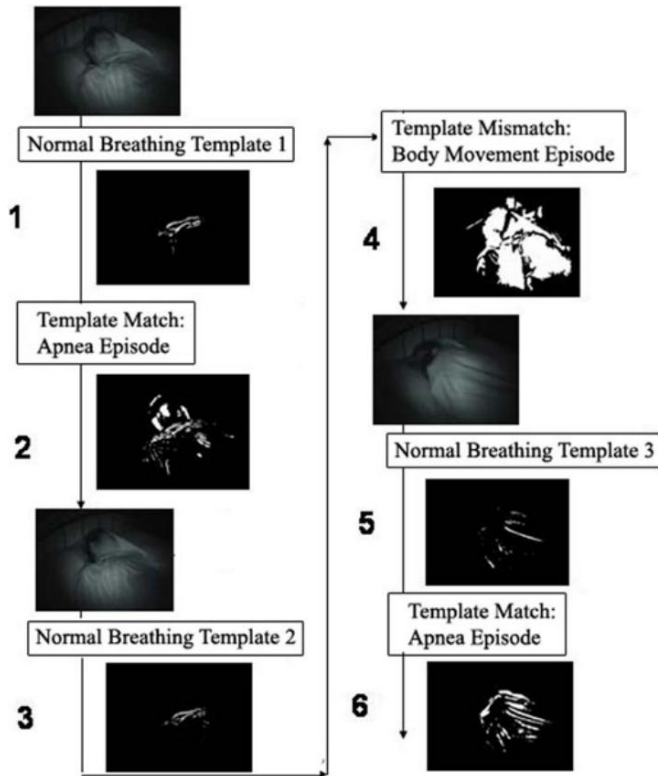
$$e_t = \sum_{(x, y)} A(x, y, t). \quad (7)$$

B. Algoritma Negara untuk Segmentasi Tindakan

Pernapasan normal (nyaris) tidak terlihat di tingkat e_t ; bagaimanapun, peristiwa gerak bermanifestasi sebagai gangguan yang signifikan; lihat Gambar 3. Kita mengelompokkan peristiwa gerak dengan mengidentifikasi waktu mulai dan waktu berakhir dari peristiwa gerak, di mana ambang batas di bawah. Urutan antara peristiwa gerak, di mana tingkat aktivitasnya sangat rendah, sesuai dengan periode pernapasan normal. Oleh karena itu, kami menggunakan algoritme dua keadaan, yang beralih antara *keadaan pernapasan normal* dan *keadaan peristiwa gerak*. Dimungkinkan untuk mengklasifikasikan peristiwa gerakan hanya dengan menggunakan durasi dan nilai puncak dari bagian respons yang sesuai dari deret waktu e_t , tetapi ini tidak cukup untuk membedakan beberapa gerakan (misalnya, sedikit gerakan kepala) dari episode apnea. Pendekatan yang lebih canggih menggunakan template pernapasan online diperkenalkan di bagian selanjutnya.

C. Template untuk Aktivitas Pernapasan Normal

Subjek tidur mengalami periode pernapasan normal yang berkepanjangan, di mana hanya ada sedikit gerakan di area tertentu (misalnya, di sekitar tulang rusuk, bahu, tenggorokan, mulut, atau perut, tergantung pada postur tubuh dan perilaku pernapasan individu). Dengan mengidentifikasi *di mana* gerakan ini terjadi, dimungkinkan untuk membedakan bahkan gerakan tubuh yang sangat halus dari pernapasan, dan untuk mengklasifikasikan tindakan pernapasan sebagai apnea, pernapasan dalam sedang, atau episode pernapasan normal. Kami menggunakan metode berbasis template untuk menangkap wilayah gerakan yang merespons pernapasan normal. Namun, sebagai subjek cenderung

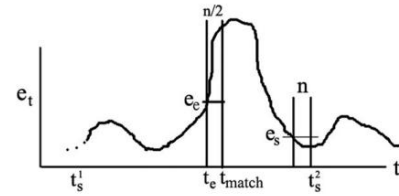


Gambar 4. Urutan sampel yang mengilustrasikan konstruksi templat pernapasan online adaptif dan pengenalan aktivitas. (1) Awalnya, pola pernapasan normal dibangun, (2) episode apnea terjadi dan diidentifikasi menggunakan model pencocokan pola, (3) adaptasi pola pernapasan yang ada berlanjut, (4) gerakan tubuh terdeteksi berdasarkan hasil pencocokan templat - ketidakcocokan pelat tem, (5) templat pernapasan normal direkonstruksi oleh model konstruksi templat pernapasan online adaptif yang diusulkan, dan (6) episode apnea lain terdeteksi menggunakan model pencocokan templat dengan templat yang baru dibuat.

untuk mengubah pose tubuh secara berkala selama tidur, wilayah gerak pernapasan juga berubah seiring waktu; model template karena itu direkonstruksi setelah perubahan pose tubuh.

Metode ini terkait dengan MHI, dijelaskan sebelumnya, tetapi mengingat sinyal parsial, bising, dan sesekali, kami menggunakan templat biner sederhana yang ditambah dengan algoritme konstruksi online untuk menghasilkan templat pernapasan normal yang dapat beradaptasi sendiri berdasarkan perilaku pernapasan individu. Templat kosong awalnya dibuat, dan saat status beralih ke *pernapasan normal*, konstruksi adaptif berlanjut, hingga algoritme beralih ke status *peristiwa gerak*. Jika peristiwa gerak diklasifikasikan sebagai peristiwa pernapasan, yang menyiratkan bahwa pose tubuh tetap sama, pola sebelumnya dipertahankan dan digunakan saat keadaan berubah kembali ke *pernapasan normal*. Di sisi lain, jika peristiwa gerak adalah *gerakan tubuh*, template baru dibuat untuk menangkap aktivitas pernapasan dalam pose baru. Gambar 4 mengilustrasikan proses konstruksi template online adaptif baru dan pengenalan peristiwa dalam skenario tertentu.

Algoritme konstruksi template perlu menangkap sinyal gerakan pernapasan yang terputus-putus dan terbatas sambil membuang kebisingan. Untuk menekan kebisingan, sinyal disertakan dalam template hanya jika muncul setidaknya dua kali dalam jangka waktu tertentu, dan dipertahankan jika sering berulang. Sinyal yang berhenti



Gambar 5. Status algoritma switching. Dengan asumsi algoritme telah beralih ke kondisi pernapasan normal pada t_s^1 , kemudian beralih ke kondisi *peristiwa gerak* pada t_e dan kembali ke kondisi pernapasan normal pada t_s^2 .

Turunnya et di bawah ambang es untuk n langkah memicu peralihan ke pernapasan normal pada t_s^2 .

pengulangan biasanya dibuang, kecuali jika jumlah sinyal pada template rendah, dalam hal ini dipertahankan, karena lebih penting mengumpulkan data daripada menghindari noise.

Templat biner T_t diperbarui pada setiap langkah waktu t , menggunakan citra kumulatif bernilai bilangan bulat bantu T_g dengan nilai dalam kisaran $[0, 255]$ untuk tingkat kualitas template, $q_t = (T_t)$ sebagai jumlah piksel yang ditetapkan dalam x, y template, setiap piksel T_t diperbarui sebagai berikut: jika $At = 1$ dan Tg

$$T_q = \begin{cases} \bar{y}, & \text{jika } At = 1 \text{ dan } Tg_{t-1} > 0 \\ T_{q_{t-1}}, & \text{jika } At = 0 \text{ dan } q_{t-1} > \bar{y} \text{ dan } Tg_{t-1} > 0 \\ 0, & \text{jika tidak} \end{cases} \quad (8)$$

$$T_t(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{jika } Tg(x, y) > \bar{y}, 0, \\ & \text{sebaliknya di mana } \bar{y} = \end{cases} \quad (9)$$

100, = 4, dan $\bar{y} = 0,0012$ WH adalah parameter yang ditentukan secara empiris dari algoritme, dan kami telah menghilangkan indeks piksel (x, y) untuk singkatnya. Kualitas template thresh old \bar{y} , juga pada akhirnya digunakan untuk menentukan apakah pelat tem berisi informasi yang cukup untuk digunakan untuk klasifikasi peristiwa gerak.

D. Aturan Peralihan Negara

Titik awal t_s dari siklus pernapasan normal dipicu ketika tingkat aktivitas, e_t , turun di bawah ambang pemilihan \bar{y} untuk $n = 10$ langkah waktu. Titik akhir dari siklus pernapasan normal dipicu ketika tingkat aktivitas naik di atas ambang batas adaptif, e_e , diberikan oleh

$$e_e = \max(q(t) \bar{y}, \bar{y}) \quad (10)$$

dimana $\bar{y} = 1.3$ ditentukan secara empiris dan t adalah sampel waktu periodik yang diambil pada setiap frame ke- m ($m = 40$ untuk klip video 15 frame/s). Oleh karena itu, tingkat aktivitas harus meningkat sebesar 130% dalam waktu singkat $\bar{y} m$ untuk menunjukkan akhir dari episode pernapasan normal.

Template dibandingkan dengan peta aktivitas pada waktu t_{match} , setelah t_e , di mana tingkat aktivitas telah meningkat. Gambar 5 mengilustrasikan status ketika tidak ada template yang dibuat, sehingga skenario ini dapat segera diganti dengan nilai yang dihasilkan berdasarkan pola pernapasan individual. Memperoleh e_e, e_s , waktu akhir t_e untuk mengakhiri konstruksi template saat ini, waktu pencocokan template t_{match} , dan waktu mulai t untuk

TABEL I
NILAI EFEKTIF PARAMETER MODEL

α	λ	γ_1	γ_2	ν	n	κ	β
8 ~ 10	11.7 Δ	.03	.004	1.3	10	.26	4.6
10	10.5 – 16.5 Δ	.03	.004	1.3	10	.26	4.6
10	11.7 Δ	.05 – .025	.004	1.3	10	.26	4.6
10	11.7 Δ	.03	.003 – .005	1.3	10	.26	4.6
10	11.7 Δ	.03	.004	1.3	8 – 12	0.26	4.6
10	11.7 Δ	.03	.004	1.3	10	.1 – .3	4 – 5

$\Delta = 0.0001W H$, W:Width of a frame; H: Height of a frame.

membangun template pernapasan normal berikutnya didefinisikan di bawah ini dengan faktor penstabil n untuk status peralihan, yang didefinisikan secara empiris (n = 10)

$$te = \arg \min_{t \in T1} t \tag{11}$$

dimana $T1 = \{t : et \leq ee \text{ dan } t > te\}$ dan t_{tua} diatur ke 0 di awal

$$|tmatch = \arg \min_{t \in T2} \frac{n}{t} - 1| \tag{12}$$

dimana $T2 = \{t : et \leq ee \text{ dan } t > te\}$

$$t_{baru} = \arg \min_{t \in T3} |t - te| \tag{13}$$

di mana $T3 = \{t : et \leq es \text{ dan } t > tmatch\}$.

E. Pengenalan Tindakan dengan Pencocokan Templat

Peristiwa gerak diklasifikasikan menggunakan salah satu dari dua teknik, berdasarkan template pernapasan jika dapat digunakan (yaitu, qt \hat{y}), atau tingkat aktivitas sebaliknya. Peta aktivitas dibandingkan dengan templat menggunakan skor pencocokan yang dinormalisasi, $s = w2 / w1$, di mana $w1$ adalah skor pencocokan yang tidak dinormalisasi dan $w2$

$$w1 = \frac{(TA)}{T} \tag{14}$$

$$w2 = \frac{(\hat{y} TA)}{s} \tag{15}$$

$$s = w2 / w1 . \tag{16}$$

Tindakan diklasifikasikan menggunakan dua thresh olds yang didefinisikan secara empiris, $\hat{y}1 = 0,03$ dan $\hat{y}2 = 0,004$

$$\text{tindakan} = \begin{cases} o1, & \text{jika } s \geq \hat{y}1 \\ o2, & \text{jika } \hat{y}2 \leq s < \hat{y}1 \\ o3, & \text{jika } s < \hat{y}2 \end{cases} \tag{17}$$

dimana $o1$ adalah kejadian *gerakan tubuh*, $o2$ adalah kejadian *apnea*, dan $o3$ adalah kejadian *nafas dalam*.

Skor pencocokan adalah ukuran tingkat kebaruan tindakan sehubungan dengan template, yang dinormalisasi untuk peta aktivitas dan ukuran template; kompleksitas waktu adalah $O(p)$ di mana $p \hat{y} q$.

F. Model Pengenalan Tindakan Sederhana

Ketika template pernapasan tidak cukup untuk mendukung pencocokan (misalnya, karena pernapasan dangkal), $qt < \hat{y}$, kami malah mengklasifikasikan kejadian gerak menggunakan durasi d dan nilai tingkat aktivitas etm

$$d = te - ts - o1 \tag{18}$$

$$\text{tindakan} = \begin{cases} o2, & \text{jika } d \leq \hat{y}d / 2 \\ o3, & \text{jika tidak} \end{cases} \tag{19}$$

dimana ambang $\hat{y}m = \hat{y} WH$ dan $\hat{y}d = \hat{y}F$, dimana $\hat{y} = 0.26, \hat{y} = 4.6$ didefinisikan secara empiris.

G. Parameter yang Dapat Disesuaikan

Algoritme memiliki sejumlah parameter yang dapat disesuaikan. Satu set awal nilai parameter efektif ditentukan secara heuristik; kemudian, setiap parameter secara eksperimental bervariasi pada gilirannya. Nilai operasi untuk ini ditentukan dengan menggunakan tiga klip video dari set data yang disimulasikan, yang berisi berbagai peristiwa termasuk peristiwa pernapasan berlebihan dan gerakan tubuh. Dimana parameter menghasilkan kinerja yang efektif pada rentang nilai, nilai yang paling efektif dipilih untuk setiap parameter.

Tabel I mengilustrasikan rentang nilai parameter efektif. Hasil yang dilaporkan menggunakan nilai ($\hat{y} = 10, \hat{y} = 0,0012 WH, \hat{y}1 = 0,03, \hat{y}2 = 0,004, \hat{y} = 1,3, n = 10, \hat{y} = 0,26, \hat{y} = 4,6$).

Algoritme tidak terlalu sensitif terhadap pengaturan sebagian besar parameter ini asalkan berada dalam rentang efektif; kami membahas parameter yang lebih sensitif di bawah ini.

Parameter front end motion detector \hat{y} mempengaruhi hasil deteksi gerakan. Ketika \hat{y} kecil (misalnya, $\hat{y} = 6$), lebih banyak gerakan ditangkap, begitu juga noise; ketika \hat{y} terlalu tinggi, semua gerakan disaring. Akibatnya, pemilihan \hat{y} menjadi penting dan dapat memengaruhi pengaturan parameter lain seperti \hat{y} . Rentang efektif (8 \hat{y} 10) diidentifikasi, dan nilai besar ($\hat{y} = 10$) dipilih untuk menyaring noise IR tinggi.

Parameter lain yang penting dan relatif sensitif, \hat{y} , menentukan apakah akan menggunakan metode pencocokan templat atau model pengenalan tindakan sederhana. Berbagai nilai \hat{y} diuji (0,00105 \hat{y} 0,00165), dan nilai rendah ($\hat{y} = 0,00117$) dipilih untuk memanfaatkan template sesering mungkin. Parameter lain ($\hat{y}1, \hat{y}2, \hat{y}, n, \hat{y}, \hat{y}$) diatur menggunakan rata-rata rentang efektif.

Nilai parameter yang sama berhasil digunakan pada dua kumpulan data terpisah, yang memiliki pengaturan lingkungan yang berbeda secara signifikan—termasuk iluminasi, sudut pandang dan sudut pandang kamera, jarak kamera ke subjek, serta konfigurasi tempat tidur dan pakaian—yang menunjukkan bahwa metode yang diusulkan adalah kokoh.

AKU AKU AKU. EKSPERIMEN

Kami telah mengevaluasi teknik baru dalam mengidentifikasi pernapasan normal, kejadian apnea, dan kejadian gerakan tubuh. Peristiwa apnea diidentifikasi sebagai peristiwa overbreathing yang terjadi pada akhir setiap episode apnea. Gerakan tubuh juga digunakan sebagai indikator bangun tidur oleh dokter: jika gerakan tubuh secara langsung mengikuti peristiwa overbreathing, ini memberikan bukti tambahan episode apnea. Akibatnya, evaluasi dari teknik yang diusulkan didasarkan pada deteksi kejadian overbreathing dan kejadian gerakan tubuh.

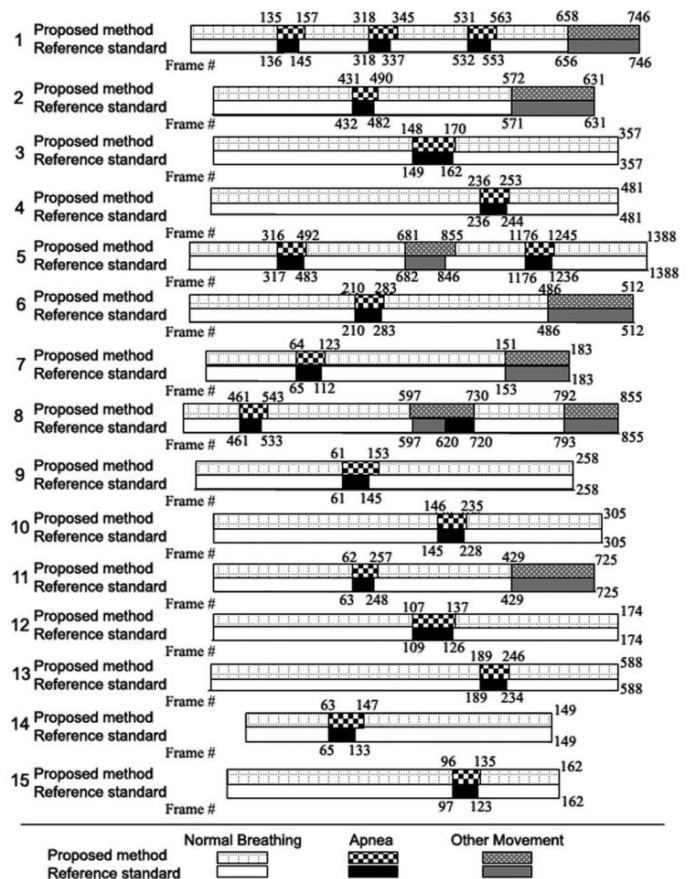
Dua set data digunakan dalam evaluasi kami: set data simulasi dan set data klinis, yang menggunakan model kamera yang berbeda, dan dalam pengaturan yang berbeda dengan posisi kamera yang berbeda sehubungan dengan subjek.

Dataset simulasi (15 klip video) menampilkan aktor yang mensimulasikan berbagai peristiwa gerak dan gerakan tubuh. Hal ini memungkinkan kami untuk mengevaluasi berbagai skenario dengan berbagai tingkat oklusi, pose tubuh, gerakan tubuh (yaitu, gerakan kepala minor, gerakan tungkai, rotasi tubuh, dan gerakan tubuh ringan), perilaku pernapasan (misalnya, pernapasan dangkal versus pernapasan berat), pernapasan mulut, pernapasan dada, dan pernapasan perut) dan urutan peristiwa yang menghubungkan (yaitu, apnea-gerakan tubuh dan gerakan tubuh-apnea). Dua camcorder IR Sony (DCR HC-30E) digunakan, dengan tiga sudut pemotretan berbeda, pada 15 bingkai/dtk dan resolusi 320 × 240. Untuk mensimulasikan lingkungan lab tidur, tidak ada pencahayaan yang terlihat dalam pembuatan film kamar dan subjek sebagian ditutupi oleh selempang.

Data eksperimen dikumpulkan dari dua subjek dengan tiga postur utama (yaitu, berbaring telentang, berbaring di satu sisi menghadap kamera, dan berbaring di sisi lain membelakangi kamera). Pengumpulan data dilakukan pada hari yang berbeda, dari berbagai posisi kamera, dengan subjek yang mengenakan pakaian yang berbeda. Aktivitas seperti pernapasan normal, apnea obstruktif, dan gerakan tubuh disimulasikan oleh subjek.

Selain itu, salah satu subjek memiliki pola pernapasan dangkal. Untuk menghasilkan standar referensi, konten video eksperimental ditandai secara manual oleh pengamat manusia yang menentukan semua peristiwa gerak kecuali untuk peristiwa pernapasan dalam, termasuk nomor kerangka awal dan akhir setiap peristiwa. Aktivitas pernapasan dalam ditandai sebagai pernapasan normal.

Sistem evaluasi klinis dipasang di laboratorium tidur Rumah Sakit Lincoln County. Sistem video berisi tiga kamera IR: dua kamera yang dipasang di dinding di setiap sisi tempat tidur menargetkan tubuh bagian atas pasien dari sudut yang berbeda, dan satu di langit-langit menangkap tampilan seluruh tubuh. Dalam percobaan ini, kamera yang dipasang di dinding digunakan. Tiga subjek bergejala (satu parah dan dua sedang) dan enam subjek tidak bergejala direkrut untuk menghabiskan satu malam tidur di lab tidur selama 8 jam perekaman video. Untuk



Gambar 6. Hasil eksperimen dari data simulasi: klasifikasi tindakan keluar dan standar referensi.

data gejala, lima klip video diambil sampelnya secara acak dari rekaman 8 jam pasien OSA parah; empat klip video diambil sampelnya secara acak dari penderita OSA sedang (masing-masing dua). Setiap klip berdurasi 15 menit, berisi 22500 frame.

Enam klip video diambil sampelnya secara acak, satu dari masing-masing subjek tanpa gejala. Untuk menghasilkan standar referensi, data ditandai secara manual oleh penulis, yang dilatih oleh ahli medis dari Rumah Sakit Lincoln County untuk mengidentifikasi episode apnea.

Keluaran dari algoritme adalah daftar episode apnea dan gerakan tubuh, masing-masing dengan nomor kerangka awal dan akhir yang terkait. Episode ini dibandingkan dengan standar referensi. Kami mendefinisikan suatu peristiwa untuk dikenali dengan benar jika sebagian besar bingkai (> 85%) yang dicakup oleh peristiwa yang diperkirakan memiliki pelabelan yang benar. Gambar 6 mengilustrasikan proses klasifikasi pada dataset simulasi.

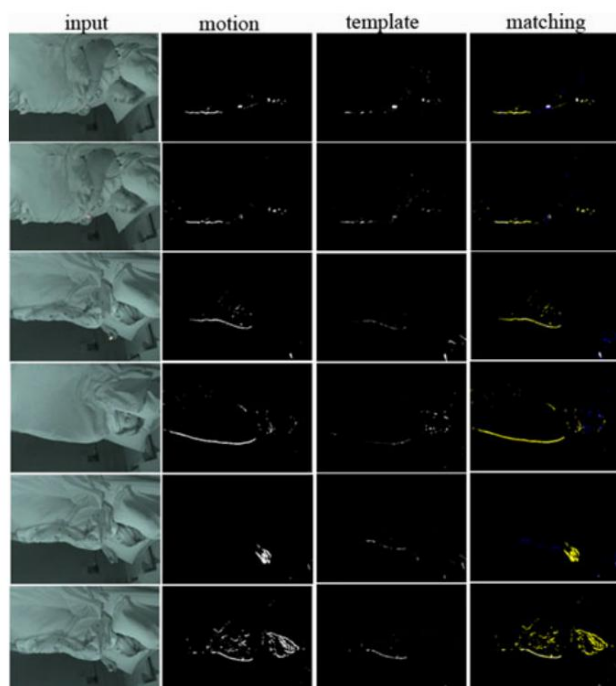
Gambar 7 menunjukkan hasil klasifikasi kuantitatif dalam bentuk matriks konfusi [24], [35], untuk kedua dataset. Baris mewakili standar referensi, kolom mewakili hasil algoritme. Pada dataset simulasi, rata-rata diagonal dari matriks kebingungan adalah 95,5%, menunjukkan bahwa metode tersebut mencapai akurasi yang tinggi dalam mengenali episode apnea dan gerakan tubuh. Kami mengamati bahwa metode melewati episode apnea yang terjadi langsung setelah episode gerakan tubuh, seperti yang ditunjukkan dalam klip video 8, karena metode ini mengelompokkan episode yang berdekatan secara temporer sebagai

Diagonal Average: 95.5%					Diagonal Average: 94.4%				
Reference standard	Normal Breathing	.964	.032	.004	Reference standard	Normal Breathing	.965	.025	.0
	Apnoea	.001	.914	.085		Apnoea	.019	.924	.056
	Body Movement	.012	0	.988		Body Movement	.0	.058	.941
		Normal	Apnoea	Body			Normal	Apnoea	Body

(a) Estimation of Proposed Method

(b) Estimation of Proposed Method

Gambar 7. Matriks kebingungan klasifikasi tindakan pada (a) Data yang disimulasikan. (b) Data klinis.



Gambar 8. Contoh template matching. Setiap baris berisi gambar mentah I, peta aktivitas A, templat tindakan konstruksi online T, mencocokkan hasil pada lagging A; biru: T y y A; putih: T y A). Tiga baris teratas adalah episode apnea, menunjukkan tingkat kecocokan yang relatif rendah; tiga baris paling bawah adalah episode gerakan tubuh.

satu. Dalam praktiknya, skenario ini tidak masuk akal karena apnea tidak terjadi saat pasien bangun, dan gerakan tubuh mengindikasikan bangun. Di sisi lain, jika gerakan tubuh kecil terjadi tepat setelah episode apnea (misalnya, dalam klip video 11, dan seringkali dalam data klinis), metode ini mengklasifikasikan keseluruhan kejadian sebagai episode apnea. Dalam kasus seperti itu, pengamat manusia juga mendefinisikan seluruh sesi sebagai episode apnea.

Untuk kumpulan data klinis, rata-rata diagonalnya adalah 94%, menunjukkan akurasi tinggi dalam mengenali episode apnea dan gerakan tubuh untuk data klinis sebenarnya. Perlu dicatat bahwa pasien tanpa gejala mungkin mengalami beberapa episode apnea (kejadian normal), dan beberapa episode tersebut teridentifikasi.

Beberapa keluaran pencocokan template untuk dataset klinis ditunjukkan pada Gambar. 8. a) *Klasifikasi subjek simptomatik dan nonsimptomatik*: Indeks apnea-hipopnea umumnya digunakan untuk evaluasi keparahan OSA dalam studi PSG, dan dihitung

TABEL II
NILAI VAHI

	OSA	Apnoea	DB	Body	VAHI
Symptomatic Vid1	Severe	11	47	2	138
Symptomatic Vid2	Severe	32	74	12	276
Symptomatic Vid3	Severe	20	79	11	238
Symptomatic Vid4	Severe	32	40	8	208
Symptomatic Vid5	Severe	33	68	33	268
Symptomatic Vid6	Moderate	81	59	12	442
Symptomatic Vid7	Moderate	1	37	2	78
Symptomatic Vid8	Moderate	67	67	16	402
Symptomatic Vid9	Moderate	27	60	6	228
Non-symptomatic Vid1	N/A	0	17	0	34
Non-symptomatic Vid2	N/A	0	3	0	6
Non-symptomatic Vid3	N/A	9	14	17	64
Non-symptomatic Vid4	N/A	1	0	1	4
Non-symptomatic Vid5	N/A	0	10	0	20
Non-symptomatic Vid6	N/A	0	13	1	26

OSA severity obtained from the ODI value using pulse oximetry; DB: Deep breathing; Body: Body Movement.

sebagai jumlah rata-rata apnea (aliran udara selama napas berkurang >90%) ditambah hipopnea (aliran udara selama napas berkurang antara 50% dan 90%), per jam tidur. Hal yang normal bagi subjek nonsimptomatik untuk mengalami beberapa episode apnea selama tidur, dan umumnya jejak oksimetri nadi dari subjek tomatik nongejala juga menunjukkan sejumlah kecil episode desaturasi oksigen ($ODI < 5 \text{ jam}^{-1}$). Perbedaan antara subjek bergejala dan subjek tidak bergejala adalah bahwa jumlah episode apnea jauh lebih tinggi untuk yang pertama (semakin besar jumlahnya, semakin parah pasien OSA menderita).

Terlepas dari percobaan pada akurasi klasifikasi pengenalan berbasis peristiwa individu, kami selanjutnya menguji kinerja klasifikasi berbasis subjek. Kami melaporkan jumlah episode abnormal yang terdeteksi dalam klip video klinis individual, untuk menunjukkan bahwa algoritme yang diusulkan mampu menghitung indeks v (VAHI) yang mencerminkan tingkat keparahan OSA subjek: lihat Tabel II. Kami menganggap episode pernapasan dalam yang terdeteksi sebagai peristiwa hipopnea potensial, dan menjumlahkan jumlah episode apnea, a, dan 0,5xjumlah episode pernapasan dalam, d, dan membagi totalnya dengan rasio panjang klip video dengan satu j

$$v = \frac{a + 0,5d}{l} \quad (20)$$

Tabel II menunjukkan bahwa nilai VAHI klip video bergejala berbeda dengan yang tidak bergejala. Menggunakan analisis statistik rho Spear man, nilai VAHI berkorelasi signifikan dengan diagnosis OSA yang dihasilkan oleh perangkat oksimetri nadi ($p = 0,002$). Dalam klasifikasi biner video simptomatik dan nonsimptomatik, nilai VAHI sangat berkorelasi dengan diagnosis OSA ($p < 0,001$) berdasarkan analisis statistik rho Spear man. Dalam satu klip, subjek tanpa gejala mengalami gangguan tidur dan menunjukkan sejumlah episode gerakan tubuh dan sembilan episode apnea (lima di antaranya adalah gerakan tubuh kecil tetapi salah diklasifikasikan sebagai episode apnea, dan empat lainnya adalah episode pernapasan berlebihan; ini normal seperti yang disebutkan sebelumnya).

IV. KESIMPULAN DAN PEMBAHASAN

Kami telah menyajikan pendekatan baru untuk mendeteksi sinyal pernapasan dan mengenali aktivitas pernapasan abnormal dari video IR, dan telah menganalisis metode dalam mengidentifikasi episode OSA.

Teknik ini berjalan dalam waktu nyata, tahan terhadap oklusi oleh penutup atau sprengi tempat tidur rumah sakit standar, variasi dalam pola pernapasan dan penampilan subjek, dan perubahan besar tampilan kamera relatif terhadap subjek. Studi pendahuluan ini menunjukkan bahwa ia memiliki kinerja yang baik pada data simulasi dan klinis. Algoritme menggunakan model pencahayaan persistensi baru yang membantu memperkuat gerakan pernapasan halus, tingkat aktivitas untuk menyegmentasikan video, dan templat aktivitas baru untuk mengklasifikasikan peristiwa gerakan.

Salah satu batasan dari metode yang disajikan adalah jumlah parameter algoritma yang ditentukan secara heuristik. Untuk pekerjaan di masa mendatang, kami akan menyelidiki metode otomatis untuk menentukan nilai parameter sensitif dan menyesuaikannya dengan skenario individual, dan kemungkinan subjek. Kami juga berencana untuk menambah analisis video aktivitas pernapasan manusia dengan menambahkan analisis audio. Selain itu, kami ingin menyelidiki lebih lanjut perilaku tidur manusia dengan menggabungkan pendekatan visi komputer dengan (tipe kontak). Teknik EEG dan metode eksplorasi untuk menggunakan data kedalaman yang diperoleh dari Kinect. Analisis yang lebih luas dengan jangkauan kamera yang lebih luas dan validasi silang diagnosis klinis diperlukan untuk membenarkan uji klinis dan intervensi. Selain itu, akan menarik untuk menerapkan metode yang baru dikembangkan untuk masalah pemantauan pernapasan lainnya.

REFERENSI

- [1] GJ Gibson, "Sindrom apnea tidur obstruktif: Diremehkan dan diremehkan," *Brit. Kedokteran Banteng*, vol. 72, hlm. 49–64, 2004.
- [2] WW Flemons, MR Littner, JA Rowley, P. Gay, WM Anderson, DW Hudgel, RD McEvoy, dan DI Loubé, "Diagnosis sleep Apnea di rumah: Tinjauan sistematis literatur dan tinjauan bukti dari American Thoracic Society," *Dada*, vol. 124, tidak. 4, hlm. 1543–1579, 2003.
- [3] J. Hossain dan C. Shapiro, "Prevalensi, implikasi biaya, dan pengelolaan gangguan tidur: Tinjauan umum," *Sleep Med. Pdt.*, vol. 6, tidak. 2, hlm. 85–99, 2002.
- [4] T. Young, L. Evans, L. Finn, dan M. Palta, "Estimasi proporsi sindrom apnea tidur yang didiagnosis secara klinis pada pria dan wanita paruh baya," *Sleep*, vol. 20, hlm. 705–706, 1997.
- [5] Visi: Sistem Video Digital Visi-3. (2013). [On line]. Tersedia: <http://www.stowood.co.uk/Brochures/Visi%20Brochure.pdf> [6] CW Wang, A. Ahmed, dan A. Hunter, "Analisis penglihatan dalam mendeteksi aktivitas pernapasan abnormal dalam penerapan diagnosis apnea tidur obstruktif," dalam *Proc. IEEE Tahun. Int. Konf. Eng. Kedokteran Biol. Soc.*, 2006, vol. 1, hlm. 4469–4473.
- [7] I. Svetlana, HY Mammo, WA John, EH Michael *et al.*, "Teknik terapi radiasi menahan nafas yang terjaga keamanannya menggunakan transduser posisi linier," *Appl. Klinik. Kedokteran Fis.*, vol. 6, tidak. 1, hlm. 61–70, 2005.
- [8] GB Moody, RG Mark, MA Bump, JS Weinstein, AD Berman, JE Mietus, dan AL Goldberger, "Validasi klinis dari teknik ECG Derived Respiration (EDR)," *Comput. Kardiologi*, vol. 13, hlm. 507–510, 1986.
- [9] K. Storck, M. Karlsson, P. Ask, dan D. Loyd, "Evaluasi perpindahan panas dari teknik termistor hidung," *IEEE Trans. Bioma. Eng.*, vol. 43, tidak. 12, hlm. 1187–1191, Desember 1996.
- [10] DH Hunsaker dan RH Riffenburgh, "Mendengkur signifikansi pada pasien yang menjalani studi tidur di rumah," *Otolaryngol.-Head Neck Surg.*, vol. 134, hlm. 756–760, 2006.
- [11] C.-M. Cheng, Y.-L. Hsu, C.-M. Muda, dan C.-H. Wu, "Pengembangan perangkat portabel untuk tele-monitoring gejala mendengkur dan OSAS," *Diceritakan. e-Health*, vol. 14, tidak. 1, hlm. 55–68, 2008.
- [12] AK Ng, KY Wong, CH Tan, dan TS Koh, "Analisis bispektral sinyal mendengkur untuk deteksi apnea tidur obstruktif," dalam *Proc. IEEE Eng. Kedokteran Biol. Soc.*, 2007, hlm. 6195–6198.
- [13] DP Randall, "Monitor pernapasan jarak jauh," dalam *Proc. Tahun ke-8 IEEE. Simp. Medis Berbasis Komputer. Sistem*, 1995, hlm. 204–211.
- [14] SY Chekmenev, H. Rara, dan AA Farag, "Pengukuran tanda vital non-kontak berbasis wavelet menggunakan pencitraan termal," *Int. J. Grafik. Vis. Proses Gambar*, vol. 6, hlm. 25–30, 2005.
- [15] R. Murthy, I. Pavlids, dan P. Tsiamyrtzis, "Touchless monitoring of breathing function," dalam *Proc. Tahun ke-26 IEEE. Int. Konf. Eng. Kedokteran Biol. Soc.*, 2004, hlm. 1196–1199.
- [16] Z. Zhu, J. Fei, dan I. Pavlidis, "Melacak napas manusia dalam pencitraan inframerah," dalam *Proc. Simp ke-5 IEEE. Bioformat. Bioeng.*, 2005, hlm. 227–231.
- [17] K. Mostov dan E. Liptsen, "Aplikasi medis radar FM gelombang pendek: Pemantauan jarak jauh gerakan jantung dan pernapasan," *Med. Fis.*, vol. 37, tidak. 3, hlm. 1332–1338, 2010.
- [18] C. Li dan J. Lin, "Pembatalan gerakan tubuh acak dalam deteksi tanda vital radar Doppler," *IEEE Trans. mikrow. Teori Tek.*, vol. 56, tidak. 12, hlm. 3143–3152, Desember 2008.
- [19] J. Xia dan RA Siocchi, "Sistem pemantauan gerakan pernapasan waktu nyata menggunakan KINECT: Proof of concept," *Med. Fis.*, vol. 39, tidak. 5, hlm. 2682–2685, 2012.
- [20] M. Alnowami, B. Alnowami, F. Tahavori, M. Copland, dan K. Wells, "Penilaian kuantitatif menggunakan Kinect untuk Xbox360 untuk pelacakan gerakan permukaan pernapasan," dalam *Proc. SPIE*, 2012, vol. 8316, hlm. 1–10.
- [21] L. Wixson, "Mendeteksi gerakan yang menonjol dengan mengumpulkan aliran konsisten terarah," *IEEE Trans. Pola Anal. Mesin Intell.*, vol. 22, tidak. 8, hlm. 774–780, Agustus 2000.
- [22] Y. Ran, I. Weiss, Q. Zheng, dan LS Davis, "Deteksi pejalan kaki melalui analisis gerakan dengan (tipe kontak)," *Comput. Intell.*, vol. 71, tidak. 2, hlm. 143–160, 2007.
- [23] A. Lipton, "Aplikasi lokal aliran optik untuk menganalisis gerakan kaku versus tidak kaku," dalam *Proc. Int. Konf. Komputer. Vis. Frame-Rate Lokakarya Vis.*, 1999, hlm. 1–9.
- [24] AA Efros, AC Berg, G. Mori, dan J. Malik, "Mengenali tindakan dari kejauhan," dalam *Proc. Int. Konf. Komputer. Lihat*, 2003, hlm. 726–733.
- [25] AF Bobick dan JW Davis, "The recognition of human movement using temporal templates," *IEEE Trans. Pola Anal. Mesin Intell.*, vol. 23, tidak. 3, hlm. 257–267, Maret 2001.
- [26] AB Albu dan T. Beugeling, "Pelat spatiotemporal tiga dimensi untuk analisis gerak manusia interaktif," *J. Multimedia*, vol. 2, tidak. 4, hlm. 45–54, 2007.
- [27] M. Valstar, M. Pantic, dan I. Patras, "Riwayat gerak untuk deteksi tindakan wajah dalam video," dalam *Proc. IEEE Int. Konf. Syst., Man, Cybern.*, 2004, hlm. 635–640.
- [28] L. Gorelick, M. Blank, E. Shechtman, M. Irani, dan R. Basri, "Tindakan sebagai bentuk ruang-waktu," *IEEE Trans. Pola Anal. Mesin Intell.*, vol. 29, tidak. 12, hlm. 2247–2253, Desember 2007.
- [29] P. Dollar, V. Rabaud, G. Cottrell, dan S. Belongie, "Pengenalan perilaku melalui fitur spatio-temporal yang jarang," dalam *Proc. Pengawasan Visual. Melakukan. Evaluasi. Melacak. Surveill.*, 2005, hlm. 65–72.
- [30] JC Niebles, H. Wang, dan F.-F. Li, "Pembelajaran tak terawasi tentang kategori tindakan manusia menggunakan kata spasial-temporal," *Int. J. Komput. Lihat*, vol. 79, hlm. 299–318, 2008.
- [31] T. Hofmann, "Analisis semantik laten probabilistik," dalam *Proc. Int. ACM SIGIR Conf. Res. Mengembangkan. Inf. Retrieval*, 1999, hlm. 50–57.
- [32] DM Blei, AY Ng, dan MI Jordan, "Alokasi Dirichlet Latent," *J. Mesin Mempelajari. Res.*, vol. 3, hlm. 993–1022, 2003.
- [33] A. Makarov, "Perbandingan algoritma deteksi intrusi berbasis ekstraksi latar belakang," dalam *Proc. Int. Konf. Proses Gambar*, 1996, vol. 1, hlm. 521–524.
- [34] NT Sibel dan SJ Maybank, "Perpaduan beberapa algoritme pelacakan untuk pelacakan orang yang tangguh," dalam *Proc. eur. Konf. Komputer. Lihat*, 2002, vol. 4, hlm. 373–387.
- [35] R. Kohavi dan F. Provost, "Masalah khusus tentang penerapan pembelajaran mesin dan proses penemuan pengetahuan," *Mach. Pelajari*, vol. 30, hlm. 271–274, 1998.



Ching-Wei Wang (M'08) menerima M.Sc. gelar (dengan Perbedaan) dalam ilmu komputer dari Universitas Glasgow, Glasgow, Inggris, dan Ph.D. gelar dalam ilmu komputer dari University of Lincoln, Lincoln, Inggris

Dia memiliki pengalaman kerja bertahun-tahun dalam visi komputer dan kecerdasan buatan, dan saat ini menjadi Associate Professor di Graduate Institute of Biomedical Engineering, National Taiwan University of Science and Technology, Taipei, Taiwan.



Andrew Hunter (M'09) menerima B.Sc. dan Ph.D. gelar dari University of Bath, Bath, UK, masing-masing pada tahun 1985 dan 1989.

Dia adalah Dekan Riset, dan memegang Ketua dalam visi komputer di University of Lincoln, Lincoln, Inggris, di mana dia mendirikan Vision and Robotics Research Center pada tahun 2004. Dia telah menerbitkan lebih dari 70 makalah akademik dalam pengawasan video, medis pemrosesan gambar, jaringan saraf, dan algoritma genetika. Minat penelitiannya meliputi sistem penglihatan saraf berbasis FPGA, pemantauan manusia untuk tombak pengawasan dan perawatan bantuan, dan pemrosesan gambar retina.

Simon Matusiewicz menerima MBCh.B. gelar dari Universitas Leeds, Leeds, Inggris

Dia adalah Dokter Konsultan di United Lincolnshire Hospitals NHS Trust UK, dengan minat pada pengobatan pernapasan. Dia mendirikan layanan klinis untuk diagnosis dan pengelolaan apnea tidur obstruktif di Lincoln, Inggris, pada tahun 1997.

Dr. adalah rekan dari Royal College of Physicians, London, UK



Neil Gravill adalah Konsultan Ilmuwan Klinis di

Departemen Fisika Medis, United Lincolnshire Hospitals NHS Trust, Inggris. Dia adalah Kepala Layanan Pengukuran Klinis yang menyediakan berbagai tes diagnostik spesialis. Minat penelitiannya meliputi penilaian tidur pernapasan, pengukuran fisiologi saluran cerna bagian atas, dan penilaian pendengaran bayi baru lahir. Dia menerbitkan makalah sesekali.