

DETEKSI KELELAHAN MENTAL DENGAN MENGGUNAKAN SINYAL EEG SATU KANAL

MENTAL FATIGUE DETECTION USING SINGLE-CHANNEL EEG

Muhammad Afif Hendrawan

E-mail : afif.hendrawan@polinema.ac.id

Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Malang

Abstrak

Kondisi kelelahan mental dapat menimbulkan kecelakaan kerja khususnya pada bidang pekerjaan dengan tingkat konsentrasi tinggi. Kondisi ini perlu ditangani dengan serius untuk menghindari risiko kecelakaan kerja. Banyak metode dikembangkan untuk mengukur tingkat kelelahan mental. Namun pengukuran fisiologis dianggap lebih obyektif dan akurat. Sinyal gelombang otak atau *electroencephalogram* (EEG) merupakan biosinyal yang digunakan sebagai alat ukur fisiologis. Akan tetapi, pemanfaatannya belum banyak diteliti. Penelitian ini memanfaatkan sinyal EEG satu kanal dikombinasikan dengan segmentasi untuk mendeteksi kondisi kelelahan mental. Ciri *mean absolute value* (MAV), *absolute power* (AVP), dan standar deviasi (SD) diambil dari setiap segmen. Algoritma klasifikasi *Linear Discriminant Analysis* (LDA) dan *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi kelelahan mental. Hasil penelitian didapatkan nilai akurasi sebesar 78,13%. Nilai tersebut didapatkan dengan memanfaatkan sinyal EEG dengan segmentasi 60 detik menggunakan Fisher LDA. Penelitian ini menunjukkan sinyal EEG dapat digunakan untuk mendeteksi kondisi kelelahan mental dengan baik meskipun menggunakan ekstraksi ciri sederhana.

Kata kunci: Kelelahan Mental, EEG, SVM, LDA

Abstract

Workplace accidents can be caused by mental fatigue, especially in fields that require a lot of concentration. This condition should be treated properly to avoid a work accident. Several methods have been proposed to measure mental fatigue conditions. However, physiological measurements are considered more objective. The Electroencephalogram (EEG) signal is one of the physiological measurements that can be used in mental fatigue detection. However, only a few studies used a single-channel EEG. In this study, a single-channel EEG combined with the segmentation process was employed. Statistical features of mean absolute value (MAV), absolute power (AVP), and standard deviation (SD) were extracted from each segment. LDA and SVM based classifiers were employed for mental fatigue detection. The experiment showed the best accuracy gained at 78.13%. The value is obtained by utilizing 60 seconds of EEG signals and a Fisher's LDA classifier. This study proved that mental fatigue can be detected using single-channel EEG and simple features.

Keywords: Mental Fatigue, EEG, SVM, LDA

1. PENDAHULUAN

Kondisi lelah merupakan kondisi umum yang dapat dialami oleh manusia. Menurut [1] dan [2] kondisi lelah ditandai dengan penurunan efisiensi dalam melakukan sebuah pekerjaan serta mengalami penurunan keinginan untuk bekerja. Kondisi lelah dapat dibagi menjadi dua, yaitu, kondisi lelah secara fisik dan secara mental [3]. Kelelahan secara fisik dikaitkan dengan menurunnya kemampuan otot dalam melakukan aktivitas sehingga dapat menurunkan kemampuan koordinasi antar otot yang dapat berujung pada kecelakaan [2]. Sedangkan untuk kelelahan mental, belum ada definisi baku terkait dengan kelelahan

mental. [1] berpendapat bahwa kelelahan mental adalah sebuah proses kumulatif yang menyebabkan turunnya tingkat usaha, efektivitas dan kesadaran dalam melakukan aktivitas secara mental yang dapat menyebabkan terjadinya penurunan produktivitas bahkan kecelakaan.

Meninjau risiko yang dapat ditimbulkan oleh kondisi kelelahan mental, maka kondisi ini perlu diukur untuk meminimalkan risiko yang mungkin terjadi. Hal ini menjadi penting jika dikaitkan dengan tingkat kelelahan mental yang dialami oleh pekerja. Kondisi kelelahan mental pada pekerja dalam bidang seperti penerbangan ataupun bedah medis perlu diawasi karena memiliki risiko yang sangat tinggi. Oleh karena itu, berbagai metode pengukuran kondisi kelelahan mental telah diusulkan. Metode-metode tersebut dapat dikelompokkan menjadi 4 tipe. Pertama pengukuran secara subyektif, kedua pengukuran secara kognitif, ketiga pengukuran secara fisiologis, dan keempat adalah pengukuran dengan menggunakan kombinasi antara ketiga metode sebelumnya.

Pengukuran secara subyektif dilakukan dengan menggunakan kuesioner. *NASA Task Load Index* (NASA-TLX)[4], *Fatigue Severity Scale* (FSS)[5], dan *Swedish Occupational Fatigue Inventory* (SOFI)[6] merupakan beberapa jenis kuesioner yang dapat digunakan untuk pengukuran kelelahan mental secara subyektif. Kekurangan dari metode pengukuran subyektif adalah hasil pengukuran yang memiliki tingkat subyektifitas tinggi. Nilai bias yang terdapat pada pengukuran subyektif dapat merubah hasil pengukuran. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, pengukuran secara kognitif dapat digunakan. Salah satu alat ukur kognitif yang dapat digunakan untuk mengukur kelelahan mental adalah *Time-on-task* (ToT) [7][8]. ToT mengukur waktu respons yang diberikan oleh subyek terhadap sebuah stimulus. Menurut [3] terdapat korelasi positif antara waktu yang dibutuhkan untuk merespons stimulus dengan menurunnya tingkat konsentrasi seseorang. Stimulus Go/NoGo merupakan salah satu stimulus yang menerapkan konsep ToT [9][10][11]. Stimulus Go/NoGo terdiri dari dua stimulus, yaitu Go dan NoGo. Pada stimulus Go, subyek harus merespon stimulus yang muncul. Sedangkan pada stimulus NoGo, subyek harus tetap diam tanpa memberikan respon terhadap stimulus yang muncul. Selisi waktu antara munculnya stimulus Go dan respons yang diberikan oleh subyek merupakan waktu yang diukur sebagai ToT. Waktu tersebut disebut sebagai *reaction time* (RT). Pada praktiknya, stimulus Go/NoGo tidak digunakan sebagai acuan pengukuran tunggal. Pada [9][11] stimulus Go/NoGo digunakan bersamaan dengan alat ukur fisiologis, yaitu sinyal gelombang otak atau *electroencephalogram* (EEG). Pengukuran kognitif khususnya dengan menggunakan RT, memberikan hasil yang cukup baik dalam mengetahui kondisi kelelahan mental seseorang. Namun kondisi ini dapat memberikan hasil yang berbeda jika subyek terlatih dan adaptif dengan kondisi stimulus [12].

Pengukuran fisiologis dianggap mampu untuk mendeteksi kelelahan mental seseorang dengan lebih obyektif dan akurat. Hal ini dikarenakan pengukuran fisiologis memanfaatkan kondisi tubuh manusia. Irama detak jantung (*heart rate* atau HR), sinyal *electrocardiogram* (ECG), dan sinyal *electroencephalogram* (EEG) merupakan beberapa contoh alat ukur fisiologis yang dapat digunakan untuk mengukur kelelahan mental. [13] melakukan percobaan dengan menggunakan HR untuk mengukur kelelahan mental. Namun pengukuran menggunakan HR tidak menunjukkan konsistensi dalam mendeteksi kelelahan mental.

Pemanfaatan biosinyal khususnya EEG untuk pendeteksian kondisi kelelahan mental juga telah banyak diusulkan [14][15][16][17][18]. Sinyal EEG dianggap baik karena memiliki tingkat obyektivitas yang tinggi. Akan tetapi terdapat tantangan dalam pemanfaatan sinyal EEG, salah satunya adalah meminimalkan jumlah kanal yang digunakan. Penggunaan kanal seminimal mungkin dapat berdampak dari segi pemrosesan sinyal dan implementasi secara riil. Penelitian yang dilakukan oleh [14][15][16][17][18], menggunakan sinyal EEG yang direkam melalui banyak kanal. Kondisi tersebut dapat meningkatkan kompleksitas pemrosesan sinyal. Peningkatan kompleksitas pemrosesan tentunya akan meningkatkan kebutuhan komputasi. Saat ini belum banyak penelitian yang

berfokus pada pemanfaatan sinyal EEG hanya dari satu kanal. Penelitian yang telah memanfaatkan sinyal EEG dari satu kanal di antaranya adalah [19] dan [20]. [19] menggunakan satu kanal pada posisi Fp1 sesuai dengan standar sistem 10-20 usulan dari [21]. Pemanfaatan sinyal EEG pada posisi Fp1 memiliki tantangan tersendiri. Tantangan tersebut terkait bercampurnya sinyal EEG dengan sinyal *electrooculgram* (EOG). Sinyal EOG muncul ketika terjadi beda potensial saat terjadi aktivitas kedipan mata [22]. Sinyal tersebut tercampur dalam sinyal EEG sehingga perlu dipisahkan. Pada [19], sinyal EEG direkam dalam keadaan subyek dengan mata terpejam, sehingga dapat meminimalkan munculnya sinyal EOG. Kondisi ini tentunya memerlukan persiapan yang lebih dibandingkan dengan perekaman yang dilakukan secara langsung.

Pada penelitian ini, penulis berfokus pada pemanfaatan sinyal EEG dalam pendeteksian kondisi lelah menggunakan satu kanal dengan kondisi perekaman mata terbuka. Kanal yang digunakan adalah kanal pada posisi Fp1. Metode yang diusulkan dalam penelitian ini terdiri dari proses pengambilan data, pra pengolahan data, ekstraksi ciri, dan klasifikasi kondisi kelelahan mental. Penulis juga menggunakan metode segmentasi untuk membagi sinyal EEG ke dalam beberapa kelompok segmen sebelum melakukan ekstraksi ciri.

2. METODOLOGI

Pada penelitian ini proses pengklasifikasian kondisi kelelahan mental dibagi menjadi empat tahapan utama. Pertama adalah pengambilan data, kedua pra pengolahan data, ketiga ekstraksi ciri, dan keempat klasifikasi.

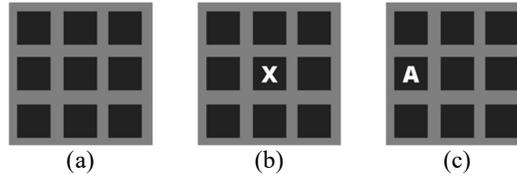
2.1 Pengambilan Data

Pada penelitian ini, sebanyak 16 orang yang terdiri dari 13 laki-laki dan 3 perempuan ($M = 21.875$) ikut berpartisipasi dalam pengambilan data. Seluruh partisipan merupakan pengguna tangan kanan, memiliki penglihatan yang normal atau disesuaikan dengan alat bantu penglihatan. Sebelum proses pengambilan data, penulis melakukan wawancara untuk mengetahui apakah partisipan memiliki riwayat gangguan tidur, kelainan syaraf, atau kelainan lain yang menyebabkan kelelahan mental. Berdasarkan hasil wawancara, seluruh partisipan dalam kondisi normal tanpa ada riwayat penyakit yang dapat mempengaruhi pengambilan data.

Perekaman sinyal EEG dilakukan dengan menggunakan alat Neurosky Mindwave. Neurosky Mindwave menggunakan elektrode satu kanal pada posisi Fp1 sesuai dengan sistem 10-20. Elektrode lain terdapat pada posisi A1. Elektrode ini digunakan sebagai referensi. Elektrode A1 berbentuk klip yang dipasang pada daun telinga kiri. *Sampling rate* yang digunakan Neurosky Mindwave adalah 512 Hz.

Seluruh partisipan diwajibkan untuk mendapatkan waktu tidur yang cukup dan tidak mengonsumsi makanan ataupun minuman yang mengandung kafein sebelum proses pengambilan data. Proses pengambilan data dibagi menjadi tiga tahapan utama. Tahap pertama adalah pra induksi kelelahan mental, tahap kedua adalah tahap induksi kelelahan mental, dan tahap ketiga adalah tahap pasca induksi kelelahan mental.

Tahap pra induksi kelelahan mental digunakan untuk mengetahui kondisi partisipan sebelum mengalami kelelahan mental. Pada tahap ini dilakukan perekaman sinyal EEG selama 5 menit. Pada saat yang sama, partisipan melakukan aktivitas kognitif dengan menggunakan stimulus Go/NoGo. Gambar 1 merupakan stimulus Go/NoGo yang digunakan pada penelitian ini.



Gambar 1. Stimulus Go/NoGo. (a) kondisi awal stimulus, (b) stimulus Go, (c) stimulus NoGo

Bidang stimulus Go/NoGo ditampilkan dalam bentuk persegi dengan ukuran 3x3 berwarna hitam sebagai warna utama dan warna abu-abu sebagai warna latar. Pemilihan warna hitam dan abu-abu untuk mencegah kesan silau bagi partisipan. Selanjutnya, bidang stimulus akan digunakan untuk menampilkan stimulus Go dan NoGo secara acak. Stimulus Go ditampilkan dalam simbol “X” berwarna putih, dan stimulus NoGo ditampilkan dalam simbol “A” berwarna putih. Keduanya stimulus akan muncul secara acak baik posisi maupun urutan kemunculan. Partisipan akan diminta untuk menekan tombol arah ke kanan pada papan ketik (*keyboard*) jika simbol “X” muncul, dan tidak melakukan aksi apa pun jika simbol “A” muncul pada bidang stimulus. Jeda waktu antara kemunculan stimulus Go dengan respons partisipan menekan tombol arah ke kanan pada papan ketik akan dicatat sebagai RT.

Pada tahap induksi kelelahan mental, partisipan diminta untuk mengerjakan tes Pauli selama 60 menit tanpa berikan jeda. Menurut [23] tes Pauli dapat digunakan untuk mengukur usaha partisipan secara mental dalam menyelesaikan pekerjaan kognitif. Pada penelitian ini, tes Pauli disajikan dalam format kertas A4 dengan ukuran baris dan kolom angka sebesar 30x19. Total halaman tes Pauli yang di sajikan adalah 10 halaman. Perekaman data EEG tidak dilakukan pada tahapan ini.

Terakhir, pada tahap pasca induksi kelelahan mental, partisipan diminta untuk melakukan prosedur yang sama dengan tahap pra induksi kelelahan mental. Prosedur yang sama dilakukan untuk mengetahui perubahan kondisi kelelahan mental sebelum dan sesudah induksi.

2.2 Pra Pengolahan

Tahap pra pengolahan terdiri dari empat sub tahapan. Pertama adalah normalisasi dan kedua adalah pemisahan sinyal EOG. Normalisasi sinyal EEG bertujuan untuk menyeragamkan sinyal sehingga memiliki nilai maksimal amplitudo adalah 1 dan nilai minimal amplitudo adalah -1. Persamaan 1 digunakan untuk normalisasi. x_n adalah sinyal EEG hasil normalisasi dengan nilai x_{max} adalah nilai yang didapatkan dari persamaan 2.

$$x_n = \frac{x}{x_{max}} \tag{1}$$

$$x_{max} = \begin{cases} |\max(x)|, & |\max(x)| \geq |\min(x)| \\ |\min(x)|, & |\max(x)| < |\min(x)| \end{cases} \tag{2}$$

Tahap pra pengolahan dilanjutkan dengan memisahkan sinyal EOG dari sinyal EEG. Pada saat perekaman sinyal EEG, terjadi percampuran antara sinyal EEG dengan sinyal EOG. Munculnya sinyal EOG disebabkan oleh pergerakan bola mata saat terjadi aktivitas kedipan yang menyebabkan terjadinya perbedaan energi potensial yang lebih besar dibandingkan dengan sinyal EEG. Perbedaan energi potensial ini dapat mempengaruhi hasil akhir klasifikasi jika tidak dipisahkan dari sinyal EEG. Salah satu metode pemisahan sinyal EOG adalah *Independent Component Analysis* (ICA) [17][22][24]. Akan tetapi ICA membutuhkan referensi sinyal yang direkam dari kanal lain untuk menghasilkan sinyal EEG yang baik [23]. Pada penelitian ini, ICA sulit untuk diterapkan karena sinyal EEG hanya bersumber dari satu kanal. Untuk mengatasi kondisi ini, [22] mengusulkan metode

pemisahan sinyal EOG dan EEG dengan menggunakan metode *Empirical Model Decomposition* (EMD). Namun, metode EMD membutuhkan waktu dan kompleksitas komputasi yang tinggi sehingga membutuhkan spesifikasi perangkat keras yang mumpuni.

Metode lain yang dapat digunakan adalah filter Savitzky-Golay (SG) [25][26]. Filter SG dapat digunakan untuk memisahkan *noise* pada proses pengolahan sinyal 1 dimensi maupun 2 dimensi. Persamaan 3 merupakan persamaan yang digunakan oleh filter SG untuk mendapatkan sinyal yang diharapkan.

$$Y_j = \sum_{w=-w_L}^{w_R} C_i y_j + i \quad (3)$$

w_L adalah data pada bagian kiri dari data i , sedangkan w_R merupakan data bagian kanan dari data i . C_i merupakan konstanta yang telah diusulkan oleh Savitzky dan Golay. y_j merupakan sinyal yang akan di filter dengan menggunakan SG filter. Y_j merupakan sinyal hasil dari filter SG. w merupakan jendela bergerak (*sliding window*) yang digunakan dengan besarnya $w = w_L + w_R$. Jendela bergerak (*sliding window*) digunakan untuk menangkap sinyal EOG pada proses filter. Rata-rata durasi kedipan mata yang dilakukan oleh manusia adalah 400 mili detik [22][27]. Berdasarkan pengamatan dan percobaan yang dilakukan oleh penulis, durasi kedipan yang dapat ditangkap secara efektif oleh jendela bergerak adalah 200 mili detik. Sehingga, panjang dari jendela bergerak yang digunakan pada filter SG adalah 103 poin data.

Tahapan selanjutnya adalah melakukan segmentasi terhadap sinyal EEG yang telah terpisah. Dalam penelitian ini terdapat 4 kelompok segmentasi dengan panjang segmen yang berbeda. Tabel 1 merupakan daftar kelompok segmen beserta durasi untuk setiap segmennya. Tujuan dari dibentuknya berbagai kelompok segmen adalah untuk mengetahui pengaruh panjang segmen terhadap deteksi kondisi kelelahan mental. Setiap kelompok segmen akan di analisa pada tahapan selanjutnya.

Tabel 1. Daftar Kelompok Segmentasi Sinyal EEG

Kelompok Segmen	Panjang Segmen	Jumlah Segmen
W1	60 detik	5
W2	30 detik	10
W3	15 detik	20
W4	10 detik	30

Tabel 2. Rentang Frekuensi Tiap Gelombang

Nama Gelombang	Rentang Frekuensi
Delta (δ)	0 – 4 Hz
Tetha (θ)	4 – 7 Hz
Alpha (α)	8 – 12 Hz
Beta (β)	13 – 30 Hz

Tahap terakhir adalah membagi sinyal EEG menjadi beberapa gelombang dengan rentang frekuensi tertentu. Sinyal EEG dibagi menjadi gelombang *delta* (δ), *tetha* (θ), *alpha* (α), dan *beta* (β) yang muncul pada rentang Hz hingga 30 Hz. Gelombang-gelombang tersebut merupakan gelombang dominan yang muncul pada saat seseorang beraktivitas hingga tertidur [3]. Tabel 2 merupakan rentang frekuensi yang acuan gelombang δ , θ , α , dan β yang digunakan dalam penelitian ini.

Untuk mendapatkan gelombang-gelombang pada Tabel 1, penulis menggunakan *discrete wavelet transform* (DWT). Pemilihan DWT sebagai metode ekstraksi gelombang didasarkan kepada kemampuan DWT untuk mempertimbangkan dimensi frekuensi dan dimensi waktu pada proses dekomposisi. Berdasarkan kemampuan tersebut, diharapkan

informasi penting tiap gelombang dari sinyal EEG dapat dipertahankan meskipun telah dipisahkan berdasarkan rentang frekuensi tertentu. Dekomposisi hingga level ke-8 dilakukan untuk mendapatkan gelombang δ , θ , α , dan β . Pada penelitian ini fungsi DWT yang digunakan adalah daubechies (db) tipe 4, 5, dan 6. Penggunaan db4, db5, dan db6 karena bentuk dari fungsi tersebut serupa dengan bentuk biosinyal seperti ECG maupun EEG.

2.3 Ekstraksi Ciri

Mean absolute value (MAV), *absolute power* (AVP), dan standar deviasi (SD) digunakan sebagai ciri dalam penelitian ini. Persamaan 5, persamaan 6, dan persamaan 7 secara berurutan digunakan untuk mendapatkan nilai ciri MAV, AVP, dan SD.

$$\mu = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T x_i \quad (4)$$

$$MAV = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |x_i| \quad (5)$$

$$AVP = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |x_i|^2 \quad (6)$$

$$SD = \frac{1}{T-1} \sum_{i=1}^T (x_i - \mu)^2 \quad (7)$$

μ pada Persamaan 4, merupakan nilai rata-rata dari segmen x_i , dengan T adalah panjang periode atau panjang segmen. x_i adalah gelombang δ , θ , α , atau β pada segmen ke i . Dari proses ekstraksi ciri didapatkan total ciri sebanyak 15 dari kelompok W1, 30 ciri dari kelompok W2, 60 ciri dari kelompok W3, dan 90 ciri dari kelompok W4.

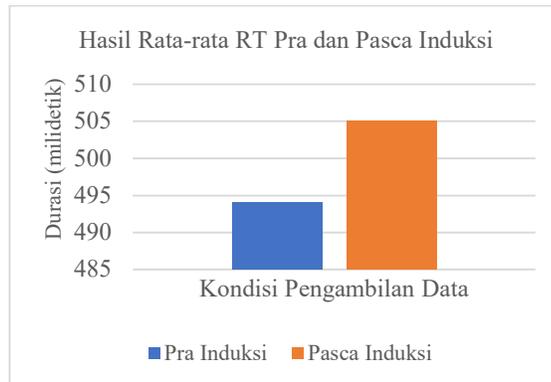
2.4 Klasifikasi

Klasifikasi akan dibagi menjadi ke dalam dua kelas, yaitu kelas kondisi terjaga atau C1, dan kondisi lelah mental atau C2. Seluruh data perekaman sinyal EEG pada tahap pra induksi kelelahan mental diberi label kelas C1. Sedangkan seluruh data perekaman sinyal EEG pada tahap pasca induksi kelelahan mental diberi label kelas C2. Hasil RT dari stimulus Go/NoGo digunakan untuk memvalidasi hasil klasifikasi. Algoritma klasifikasi berbasis *Linear Discriminant* (LD) dan *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk mengetahui performa ciri yang digunakan. Algoritma klasifikasi yang digunakan adalah *Linear Discriminant Analysis* (LDA), Fisher-LDA (FLDA), Support Vector Machine dengan kernel *polynomial* (SVM-P), dan kernel *radian basis function* (SVM-RBF). Untuk mengelompokkan data kedalam data latih dan data uji, validasi silang digunakan dalam penelitian ini. Validasi silang membagi data secara acak kedalam kelompok-kelompok data sesuai dengan jumlah yang ditentukan (*k-fold*). Nilai akhir klasifikasi didapatkan dari nilai rata-rata seluruh kelompok. Pada penelitian ini, nilai k yang digunakan adalah 10.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

RT telah direkam pada saat partisipan melakukan respons terhadap stimulus Go/NoGo. Hasil dari perekaman RT terhadap respon Go/NoGo menunjukkan peningkatan sebesar 11 mili detik. Peningkatan ini menunjukkan bahwa terdapat penurunan performa partisipan dalam merespons stimulus Go. Meskipun tidak terlalu signifikan, namun dapat diketahui bahwa tahap induksi kelelahan mental dapat mempengaruhi tingkat kondisi kelelahan. Gambar 2 merupakan grafik rata-rata peningkatan RT dari partisipan antara kondisi pra induksi kelelahan mental dibandingkan dengan kondisi pasca induksi kelelahan mental.

Gambar 3 (a) menunjukkan hasil klasifikasi dengan menggunakan ciri yang didapat dari DWT db4. Akurasi tertinggi didapatkan dengan menggunakan algoritma FLDA pada kelompok segmen W1 yaitu sebesar 78.13%. Akurasi klasifikasi dengan algoritma berbasis SVM secara umum tidak dapat mengungguli akurasi klasifikasi dengan algoritma berbasis LD pada semua segmen. Hanya pada kelompok segmen W2, algoritma berbasis SVM memiliki akurasi yang lebih tinggi 3.13% dibandingkan dengan akurasi algoritma berbasis LD. Hasil pada Gambar 3 (a) juga menunjukkan penurunan akurasi pada W2, W3, dan W4 jika dibandingkan dengan W1.

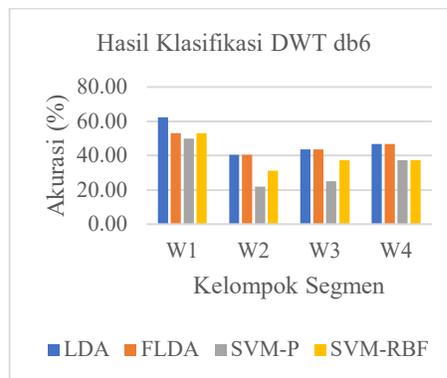


Gambar 2. Hasil RT Pada Kondisi Pra dan Pasca Induksi Kelelahan Mental



(a)

(b)



(c)

Gambar 3 (a). Hasil Klasifikasi dengan DWT db4; (b) Hasil Klasifikasi dengan DWT db5; (c) Hasil Klasifikasi dengan DWT db6.

Penurunan tingkat akurasi pada W2, W3, dan W4 juga terjadi pada ciri yang diambil dari gelombang yang dibagi dengan menggunakan DWT db5 dan DWT d6. Gambar 3 (b) dan Gambar 3 (c) menunjukkan hasil dari klasifikasi dengan gelombang yang dibagi dengan menggunakan DWT db5 dan DWT db6. Akurasi tertinggi didapatkan oleh kelompok segmen W1 dengan tingkat akurasi sebesar 68.75% pada DWT db5 dan 62.50% pada DWT db6. Namun, akurasi tersebut dicapai dengan menggunakan algoritma LDA. Fenomena menarik terjadi pada algoritma LDA dan FLDA yang menunjukkan hasil akurasi yang identik untuk seluruh segmen dan fungsi DWT. LDA dan FLDA menunjukkan hasil akurasi yang identik pada kelompok-kelompok segmen tersebut. Sehingga terdapat kemungkinan jika LDA dan FLDA akan memberikan hasil yang serupa pada panjang segmen yang lebih kecil.

Penelitian ini menunjukkan bahwa klasifikasi kondisi kelelahan mental dengan menggunakan sinyal EEG dapat dilakukan dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Pada penelitian ini didapatkan tingkat akurasi tertinggi yaitu sebesar 78.13% dengan menggunakan algoritma LDA. Namun, nilai akurasi tersebut seharusnya dapat ditingkatkan. Proses pemisahan sinyal EOG dan EEG dengan menggunakan filter SG mungkin menghilangkan beberapa informasi penting tentang kondisi kelelahan mental. Pada penelitian yang dilakukan oleh [28], filter *infinite impulse response* (IIR) dengan fungsi Chebyshev tipe II digunakan untuk mendapatkan gelombang δ , θ , α , dan β dari sinyal EEG. Namun, tingkat akurasi yang dihasilkan lebih rendah jika dibandingkan dengan penelitian ini ditinjau dari pemanfaatan seluruh segmen. Terdapat kemungkinan bahwa filter IIR dengan fungsi Chebyshev tipe II menghasilkan *ripple* pada bagian awal dan akhir gelombang δ , θ , α , dan β dari setiap jendela fungsi yang dijalankan. Pemilihan ciri MAV, AVP, dan SD juga ikut memberikan pengaruh dalam tingkat akurasi. Informasi yang terkandung dalam domain frekuensi dan domain waktu yang didapatkan dengan menggunakan metode DWT mungkin tidak terangkum pada ciri-ciri tersebut.

Metode segmentasi juga ditinjau dalam penelitian ini. Hasil penelitian menunjukkan bahwa segmentasi dapat mempengaruhi tingkat akurasi. Gambar 3 (a), Gambar 3 (b), dan Gambar 3 (c) menunjukkan bahwa terjadi penurunan nilai akurasi jika panjang segmen diperkecil. Segmentasi dengan panjang segmen 60 detik dapat digunakan sebagai acuan panjang segmen.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Pada penelitian ini telah dilakukan percobaan pemanfaatan sinyal EEG sebagai modal untuk mengetahui kondisi lelah secara mental. Hasil percobaan penelitian menunjukkan bahwa sinyal EEG dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi terjaga dengan kondisi lelah mental dengan cukup baik. Selain itu, hasil percobaan juga menunjukkan bahwa proses segmentasi sinyal EEG memberikan dampak pada hasil akurasi. Algoritma berbasis LD dapat dimanfaatkan sebagai pada proses klasifikasi. Namun, pada penelitian ini, algoritma LD hanya digunakan untuk mengklasifikasikan dua kelas. Perlu dilakukan studi lebih lanjut jika kondisi kelelahan mental yang digunakan lebih dari dua kondisi. Pemanfaatan sinyal EEG dengan dari satu kanal dirasa cukup mampu untuk mengklasifikasikan kondisi kelelahan mental. Jumlah kanal yang digunakan tentunya akan berpengaruh pada tingkat kemudahan implementasi dan kompleksitas komputasi. Sehingga, pada kondisi ideal, jumlah kanal yang digunakan menjadi pertimbangan yang penting.

Pada penelitian selanjutnya, penulis akan melakukan tinjauan secara menyeluruh mulai dari proses perekaman sinyal EEG pada kondisi pra dan pasca induksi kelelahan mental. Tinjauan terhadap lamanya waktu perlu dilakukan untuk mengetahui pengaruhnya terhadap akurasi dan kompleksitas komputasi. Penulis juga akan melakukan peninjauan terhadap proses induksi kelelahan mental. Proses induksi harus dicermati dengan lebih

detail dan diukur dengan alat ukur kualitatif maupun kuantitatif untuk mengetahui perbedaan antara kelelahan mental dengan perasaan bosan. Sebagai tindak lanjut dari pemanfaatan segmentasi pada proses pengolahan sinyal EEG, penulis akan mencoba menggunakan jendela tumpang tindih pada proses segmentasi. Selain itu, panjang segmen akan menjadi bahan tinjauan penulis selanjutnya.

5. DAFTAR RUJUKAN

- [1] E. Grandjean, "Fatigue in industry.," *British Journal of Industrial Medicine*, vol. 36, no. 3, pp. 175–186, 1979.
- [2] I. D. Brown, "Driver fatigue," *Human Factor*, vol. 36, no. 2, pp. 298–314, 1994.
- [3] S. K. L. Lal and A. Craig, "A critical review of the psychophysiology of driver fatigue," *Biological Psychology*, vol. 55, no. 3, pp. 173–194, 2001.
- [4] A. Maglione *et al.*, "Evaluation of the workload and drowsiness during car driving by using high resolution EEG activity and neurophysiologic indices," *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2014*, pp. 6238–6241, 2014.
- [5] L. B. Krupp, N. G. Larocca, J. Muir Nash, and A. D. Steinberg, "The fatigue severity scale: Application to patients with multiple sclerosis and systemic lupus erythematosus," *Archives of Neurology*, vol. 46, no. 10, pp. 1121–1123, 1989.
- [6] E. Åhsberg, F. Gamberale, and A. Kjellberg, "Perceived quality of fatigue during different occupational tasks development of a questionnaire," *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 20, no. 2, pp. 121–135, 1997.
- [7] J. A. Stern, D. Boyer, and D. J. Schroeder, "Blink Rate As a Measure of Fatigue : A Review," Oklahoma City, 1994.
- [8] R. N. Roy, S. Charbonnier, and S. Bonnet, "Eye blink characterization from frontal EEG electrodes using source separation and pattern recognition algorithms," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 14, pp. 256–264, 2014.
- [9] Y. Kato, H. Endo, and T. Kizuka, "Mental fatigue and impaired response processes: Event-related brain potentials in a Go/NoGo task," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 72, no. 2, pp. 204–211, 2009.
- [10] R. Langner, M. B. Steinborn, A. Chatterjee, W. Sturm, and K. Willmes, "Mental fatigue and temporal preparation in simple reaction-time performance," *Acta Psychologica*, vol. 133, no. 1, pp. 64–72, 2010.
- [11] W. Guo, J. Ren, B. Wang, and Q. Zhu, "Effects of relaxing music on mental fatigue induced by a continuous performance task: Behavioral and ERPs evidence," *PLoS ONE*, vol. 10, no. 8, pp. 1–12, 2015.
- [12] M. W. G. Dye, C. S. Green, and D. Bavelier, "Increasing speed of processing with action video games," *Current Directions in Psychological Science*, 2009.
- [13] S. Ahmed, K. Babski-Reeves, J. DuBien, H. Webb, and L. Strawderman, "Fatigue differences between Asian and Western populations in prolonged mentally demanding work-tasks," *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 54, pp. 103–112, 2016.
- [14] R. Chai, Y. Tran, G. R. Naik, and S. Member, "Classification of EEG based-Mental Fatigue using Principal Component Analysis and Bayesian Neural Network," pp. 4654–4657, 2016.
- [15] F. Wang, J. Lin, W. Wang, and H. Wang, "EEG-based mental fatigue assessment during driving by using sample entropy and rhythm energy," pp. 1906–1911, 2015.
- [16] J. Liu, C. Zhang, and C. Zheng, "Biomedical Signal Processing and Control EEG-based estimation of mental fatigue by using KPCA – HMM and complexity parameters," vol. 5, pp. 124–130, 2010.
- [17] Z. Qian, X. Wang, C. Lan, and W. Li, "Analysis of Fatigue with 3D TV Based on EEG," no. 61171059, pp. 306–309, 2013.

- [18] B. T. Jap, S. Lal, P. Fischer, and E. Bekiaris, "Using EEG spectral components to assess algorithms for detecting fatigue," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 2 PART 1, pp. 2352–2359, 2009.
- [19] P. Li, W. Jiang, and F. Su, "Single-channel EEG-based mental fatigue detection based on deep belief network," *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, vol. 2016-Octob, pp. 367–370, 2016.
- [20] F. Sauvet *et al.*, "In-flight automatic detection of vigilance states using a single EEG channel," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 61, no. 12, pp. 2840–2847, 2014.
- [21] H. JASPER, "The ten twenty electrode system of the international federation," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 10, pp. 371–375, 1958.
- [22] M. Abo-Zahhad, S. M. Ahmed, and S. N. Abbas, "A novel biometric approach for human identification and verification using eye blinking signal," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 22, no. 7, pp. 876–880, 2015.
- [23] M. T. Saletu and G. Saletu-Zyhlarz, "Modafinil effects in narcolepsy," in *Neuroimaging of Sleep and Sleep Disorders*, E. Nofzinger, P. Maquet, and J. M. Thorpy, Eds. Cambridge: Cambridge University Press, 2013, pp. 233–234.
- [24] W. Zhou and J. Gotman, "Automatic removal of eye movement artifacts from the EEG using ICA and the dipole model," *Progress in Natural Science*, vol. 19, no. 9, pp. 1165–1170, 2009.
- [25] A. Savitzky and M. J. E. Golay, "Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures.," *Analytical Chemistry*, vol. 36, no. 8, pp. 1627–1639, Jul. 1964.
- [26] F. Abd Rahman and M. F. Othman, "Real Time Eye Blink Artifacts Removal in Electroencephalogram Using Savitzky-Golay Referenced Adaptive Filtering," in *IFMBE Proceedings*, 2016, vol. 56, pp. 68–71.
- [27] K. Naito, T. Isioka, H. Takano, and K. Nakamura, "Real time doze detection method using closed eye time during blink burst and isolated blinks," *Proceedings of the SICE Annual Conference*, pp. 1837–1840, 2012.
- [28] M. A. Hendrawan, E. S. Pane, A. D. Wibawa, and M. H. Purnormo, "Investigating Window Segmentation on Mental Fatigue Detection Using Single-Channel EEG," *Proceedings of 2017 5th International Conference on Instrumentation, Communications, Information Technology, and Biomedical Engineering, ICICI-BME 2017*, pp. 173–178, 2018.