

Identifikasi Respon Emosional Berdasarkan Sinyal Elektroensefalogram Menggunakan Wavelet dan Support Vector Machine

Diansyah Andri Ramdhany¹, Esmeralda C. Djamal, Agus Komarudin

Jurusan Informatika, Fakultas MIPA
Universitas Jenderal Achmad Yani
Cimahi, Indonesia

¹diansyahar25.dar@gmail.com

Abstrak—Video game dapat menimbulkan respon emosional yang berbeda bagi pemainnya, seperti senang, semangat, ataupun marah. Jika respon emosional marah yang timbul dibiarkan berkelanjutan, dapat membahayakan, terutama pada anak-anak. Oleh karena itu, diperlukan perangkat monitoring respon emosional saat bermain video game secara real time. Namun, hal ini tidaklah mudah. Kondisi emosional dapat diidentifikasi salah satunya menggunakan sinyal Elektroensefalogram (EEG), namun, analisis sinyal tersebut terlalu kompleks. Beberapa penelitian menggunakan sinyal EEG untuk identifikasi respon emosional, tingkat perhatian, ataupun untuk menggerakkan perangkat eksternal. Identifikasi respon emosional penelitian lalu dilakukan secara offline sehingga kurang efektif untuk monitoring. Sementara penelitian lainnya menggunakan Support Vector Machine (SVM) untuk mengidentifikasi respon emosional secara real time. Keunggulan SVM untuk mengidentifikasi sinyal EEG dapat dilakukan sekitar 0,0161 detik, lebih cepat daripada waktu identifikasi real time setiap 10 detik. Pada penelitian ini, sistem dibuat untuk mengidentifikasi respon emosional secara real time saat bermain video game. Identifikasi dilakukan setiap 10 detik, dengan pertimbangan waktu yang cukup terhadap perubahan emosional. Sistem dibangun menggunakan ekstraksi Wavelet dan klasifikasi Support Vector Machine dari data latih 10 naracoba dan lima kali perulangan untuk setiap respon emosional, yaitu marah, senang, dan semangat. Tingkat akurasi yang dihasilkan sebesar 88% untuk data latih dan 70% untuk data uji.

Kata kunci—sinyal EEG; respon emosional; video game; Wavelet; Support Vector Machine

I. PENDAHULUAN

Video game merupakan salah satu hiburan yang diharapkan dapat membuat seseorang menjadi senang. Namun, tidak setiap orang memberikan respon emosional seperti itu, terlebih beberapa orang menjadi marah saat bermain video game. Hal ini dapat membahayakan jika dibiarkan berkelanjutan, terutama pada anak-anak, karena pada beberapa kasus, game dapat menyebabkan suatu respon emosional [1] dan mempengaruhi

perilaku dan fisiologis seseorang, terutama pada game kekerasan [2]. Jika video game menyebabkan respon emosional negatif terlalu lama, misalnya marah, jijik, takut, maupun bosan, dapat membuat seseorang tidak ingin memainkannya lagi atau membawa dampak negatif bagi perkembangan jiwa anak-anak. Pada kasus lain, kondisi emosional dapat mempengaruhi seseorang dalam mengambil keputusan [3], serta mempengaruhi fokus dan konsentrasi. Tetapi, tiap orang dapat memberikan respon emosional yang berbeda-beda terhadap rangsangan yang sama dan tidak sepenuhnya dapat diamati secara visual.

Emosional adalah luapan perasaan yang berkembang dan surut dalam waktu relatif singkat. Kondisi emosional dapat diidentifikasi salah satunya menggunakan sinyal Elektroensefalogram (EEG), yaitu sinyal listrik yang timbul selama otak beraktivitas dan berisi berbagai informasi mengenai fisiologis dan psikologis seseorang, termasuk emosional. Sinyal EEG ditangkap melalui permukaan kulit, biasanya digunakan dalam medik, juga sering dimanfaatkan dalam analisis psikologis atau olahraga. Namun, diperlukan sebuah sistem untuk analisisnya.

Pada penelitian terdahulu, sinyal EEG dapat digunakan untuk identifikasi tingkat konsentrasi dengan rangsangan game [4], mengontrol game [5], kondisi rileks dengan rangsangan suara [6] maupun game [7], tingkat perhatian dan konsentrasi terhadap mobile game dengan perangkat masukan, hard dan soft key [8], serta tingkat perhatian [9] dan kewaspadaan [10] terhadap rangsangan cahaya. Kondisi emosional juga dapat diidentifikasi dengan rangsangan game [1], gambar [11], audiovisual [12] [13], musik [14] [15], film [16], dan video [17], serta emosional untuk mengontrol game [18]. Namun, untuk mengidentifikasi kondisi pikiran, termasuk emosional, berdasarkan sinyal EEG tidaklah mudah, karena memiliki amplitudo yang rendah, pola yang kompleks, bersifat non stasioner, dan rentan terhadap noise, misalnya radiasi telepon genggam [19].

Sebagian besar penelitian terdahulu identifikasi dilakukan secara offline. Hal ini menjadi kendala apabila digunakan dalam identifikasi respon emosional saat bermain video game. Oleh karena itu, penelitian ini dibuat sistem untuk identifikasi respon emosional secara real time saat bermain video game berdasarkan sinyal EEG. Sistem yang dirancang menggunakan Wavelet dan Support Vector Machine (SVM) yang diintegrasikan dengan

wireless EEG dalam bentuk perangkat lunak, sehingga dapat digunakan untuk monitoring respon emosional yang telah ditentukan, yaitu marah, senang, dan semangat, setiap 10 detik. Luaran sistem identifikasi adalah tiga respon emosional, yaitu marah, senang, dan semangat.

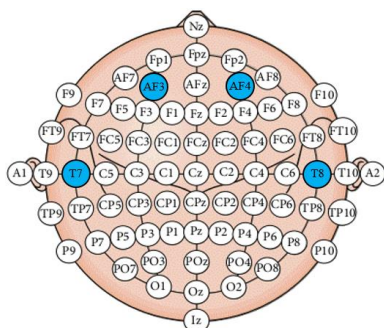
Penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat dalam membantu monitoring respon emosional seseorang secara *real time* saat bermain *video game*, sehingga bagi *game developer* dapat mengetahui respon emosional yang muncul dari para pemain saat memainkan *video game* yang dibuatnya, apakah dapat memberikan dampak pada dinamika emosional pemain. Bagi orang tua yang ingin melihat respon emosional yang muncul dari anaknya saat bermain *video game*, sehingga dapat mengetahui pengaruh *video game* terhadap psikologis anak.

Hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan pula bagi panitia maupun tim dalam pertandingan *video game* tertentu, yang ingin melihat kondisi emosional para peserta atau anggota sebelum pertandingan dimulai agar dapat mengoptimalkan kemampuan bermainnya. Hal ini dikarenakan, kondisi emosional dapat mempengaruhi seseorang dalam mengambil keputusan, serta mempengaruhi fokus dan konsentrasi. Selain itu, sistem ini dapat dikembangkan dan dimanfaatkan untuk membangun aplikasi penggerak perangkat eksternal menggunakan respon emosional.

II. SINYAL ELEKTROENSEPHALOGRAM (EEG)

A. Akuisisi Data

Sinyal Elektroensefalogram (EEG) merupakan sinyal listrik yang diproduksi oleh syaraf-syaraf di otak dan dialirkan melalui permukaan kulit kepala manusia. Sinyal direkam menggunakan perangkat EEG dengan meletakkan elektrode pada permukaan kulit kepala yang mengacu kepada standarisasi sistem 10-20, yang membagi kepala ke dalam daerah *frontal*, *central*, *temporal*, *posterior*, and *occipital*. Pada penelitian terdahulu, digunakan 14 kanal, yaitu AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8, O1, dan O2, dengan frekuensi *sampling* 128Hz untuk identifikasi respon emosional senang dan sedih [18]. Pada penelitian ini, digunakan kanal AF3, T7, T8, dan AF4 dengan frekuensi *sampling* 128Hz. Pembagian kanal dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Pembagian kanal sistem 10-20

Akuisisi data dilakukan selama lima menit untuk data latih dan data uji sebelum sistem monitoring digunakan. Perekaman dilakukan menggunakan *wireless EEG* Emotiv Insight dengan frekuensi *sampling* 128Hz pada kanal AF3, T7, T8, dan AF4.

Perekaman dilakukan terhadap 10 naracoba berusia antara 15-25 tahun, seperti ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Akuisisi data sinyal EEG naracoba

Perekaman diulang sebanyak lima kali untuk mendapatkan data sinyal EEG dengan kondisi emosional marah, senang, dan semangat. Pada penelitian ini, rangsangan emosional berupa *video game* dengan genre yang berbeda-beda untuk setiap kondisi, yaitu *video game* bergenre strategi untuk kondisi marah, *arcade* untuk kondisi senang, dan *action* untuk kondisi semangat. Rangsangan yang digunakan dianggap dapat memicu frekuensi yang dibutuhkan, yaitu yang dapat mewakili respon emosional yang dicari, seperti Teta untuk senang, Alfa untuk marah, dan Beta untuk Semangat.

Pada hari sebelum perekaman, naracoba diharuskan untuk istirahat yang cukup, sehingga data yang didapat lebih optimal. Naracoba akan diberi kuesioner sebelum perekaman untuk mengetahui minat naracoba terhadap *video game*. Setelah perekaman juga diberi kuesioner untuk mengetahui ketertarikan dan kesan naracoba terhadap rangsangan *video game* yang diberikan. Naracoba tidak meminum teh atau pun kopi sebelumnya.

Perekaman dilakukan di lab MIPA Universitas Jenderal Achmad Yani menggunakan aplikasi Emotiv Xavier TestBench yang digunakan untuk menyimpan data sinyal EEG dalam bentuk *file*. Saat perekaman, naracoba diminta untuk duduk dan rileks menghadap ke layar komputer dengan jarak baca normal, yaitu sekitar 30 cm. Pencahayaan ruangan dan kecerahan layar komputer yang digunakan tidak terlalu redup maupun terang. *Wireless EEG* Emotiv Insight dipasang ke kepala naracoba, kemudian diberi rangsangan berupa *video game* yang sebelumnya telah diberi arahan dalam memainkannya. Saat perekaman, selain sinyal EEG, ekspresi wajah dan aksi permainan naracoba direkam sebagai penguat dalam menentukan respon emosional yang muncul. Perekaman selanjutnya akan diberi jeda untuk istirahat. Skenario detail perekaman yang dilakukan menghasilkan luaran set 150 data (10 naracoba x 5 perulangan x 3 kondisi emosional).

B. Pemrosesan Sinyal Elektroensefalogram

Data sinyal EEG yang telah diakuisisi, dilanjutkan ke tahap praproses, yaitu segmentasi dan ekstraksi ciri menggunakan Transformasi Wavelet. Identifikasi secara *real time* dilakukan setiap 10 detik agar cukup waktu untuk mendapatkan respon emosional yang diinginkan dengan rangsangan *video game*. Saat pelatihan dan pengujian sistem secara *offline*, data sinyal EEG disegmentasi setiap 10 detik sebelum diproses. Didapatkan

1.280 titik data sinyal EEG per segmen pada satu kanal, contohnya seperti berikut:

[4248.20507₁, 4238.46142₂, 4225.12792₃, ..., 3477.43579₁₂₈₀]

Data 30 detik di awal dan akhir dibuang, sehingga tersisa 24 segmen yang menghasilkan 3.600 data latih dan uji (10 naracoba x 5 perulangan x 3 kondisi emosional x 24 segmen).

Ekstraksi ciri dilakukan pada setiap segmen menggunakan Transformasi Wavelet ke dalam frekuensi Teta (4-8 Hz), Alfa (8-13 Hz), dan Beta (13-30 Hz). Selanjutnya setiap data ekstraksi frekuensi digabungkan, sehingga didapat 560 data untuk satu kanal, contohnya seperti berikut:

[10.01964₁, 50.02754₂, -7.72658₃, ..., 270.38628₅₆₀]

Setelah sinyal diekstraksi, kemudian setiap kanal digabungkan sebagai masukan saat pelatihan, sehingga didapatkan 2.240 titik sinyal, contohnya seperti berikut:

[10.01964₁, 50.02754₂, -7.72658₃, ..., 322.86374₂₂₄₀]

Pelatihan menggunakan Support Vector Machine (SVM), yang merupakan metode untuk mencari fungsi pemisah yang membagi sekumpulan data menjadi dua kelas. Terdapat tiga respon emosional yang diidentifikasi, yaitu marah, senang, dan semangat. Oleh karena itu, hasil ekstraksi dilakukan dua kali klasifikasi SVM untuk mencari koefisien fungsi pemisah antara marah dan tidak marah, serta antara senang dan semangat.

III. METODE

A. Transformasi Wavelet

Penggunaan transformasi Wavelet antara lain untuk analisis sinyal, citra, dan kompresi data dengan mengubah sinyal ke dalam fungsi basis yang disebut fungsi Wavelet. Transformasi Wavelet adalah dalam domain waktu, sehingga dapat diungkapkan waktu perubahan frekuensi dari sinyal dengan bentuk umum seperti Persamaan (1).

$$\psi_{\sigma, \tau}(n) = \frac{1}{\sqrt{|\sigma|}} \psi\left(\frac{n - \tau}{\sigma}\right) \quad (1)$$

Di mana τ wadalah pergeseran waktu dan σ adalah faktor skala. Dengan faktor pergeseran waktu dan faktor skala memungkinkan sinyal diekstraksi menjadi aproksimasi (*low pass filter*) dan detil (*high pass filter*), sehingga dapat mengekstraksi frekuensi sinyal yang diinginkan. Begitu pula sinyal EEG, dapat diekstraksi menjadi frekuensi yang diinginkan, yaitu Teta, Alfa, dan Beta.

Dekomposisi dalam transformasi Wavelet pada dasarnya melakukan konvolusi dengan koefisien aproksimasi dan detil yang kemudian dilewatkan pada *down sampling*. Pada tahap *down sampling* dilakukan pengurangan sampel sinyal menjadi setengah bagian, di mana pengurangan disesuaikan dengan proses yang dilakukan, yaitu mengambil data berindeks ganjil saat aproksimasi dan mengambil data berindeks genap ketika detil, dengan menggunakan Persamaan (2) dan (3).

$$y_{low}(k) = \sum_n x(n) \cdot g(n - k) \quad (2)$$

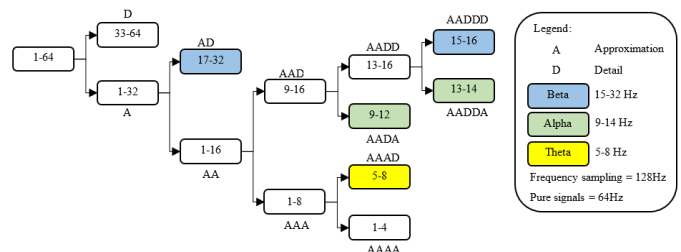
$$y_{high}(k) = \sum_n x(n) \cdot h(n - k) \quad (3)$$

Di mana $x(n)$ adalah data sinyal EEG, $g(n)$ adalah koefisien *low-pass filter*, dan $h(n)$ adalah koefisien *high-pass filter*. Wavelet memiliki bentuk yang berbeda-beda dengan koefisien yang berbeda pula, di antaranya Haar, Coiflet, Daubechies, dan Symlet. Salah satu bentuk dasar Wavelet adalah Symlet 2 (Sym2) yang memiliki empat koefisien pada masing-masing aproksimasi dan detil, seperti pada Persamaan (4) dan (5). Sym2 merupakan representasi sinyal non simetrik.

$$g_0 = -0.12941, g_1 = 0.22414, g_2 = 0.83652, g_3 = 0.48296 \quad (4)$$

$$h_0 = -0.48296, h_1 = 0.83652, h_2 = -0.22414, h_3 = -0.12941 \quad (5)$$

Pada penelitian terdahulu, sinyal EEG diekstraksi menggunakan Wavelet Daubechies4 (Db4) terhadap frekuensi Teta, Alfa, dan Beta untuk identifikasi tingkat perhatian [9] dan kondisi rileks [7], frekuensi Alfa, Beta, dan Gamma untuk identifikasi tingkat konsentrasi [4], frekuensi Alfa untuk identifikasi respon emosional marah, jijik, takut, dan senang [13], dan frekuensi Alfa, Beta, dan Gamma untuk identifikasi respon emosional senang, jijik, takut, terkejut, dan netral [12]. Pada penelitian lainnya, transformasi Wavelet Sym5, Sym7, Sym8, dan Sym9 terhadap frekuensi Beta untuk identifikasi disleksia pada kanal C3, C4, P3, P4, T7, T8, FC5, dan FC6, di mana didapatkan Wavelet Sym5 dan Sym7 yang lebih konsisten untuk analisis disleksia dengan kanal terbaik pada P3 dan FC5 [22]. Pada penelitian ini, sinyal EEG diekstraksi menggunakan Wavelet Sym2 terhadap frekuensi Teta (4-8 Hz), Alfa (8-13 Hz), dan Beta (13-30 Hz) dengan melakukan dekomposisi seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Multilevel dekomposisi frekuensi Teta, Alfa, Beta

Setiap segmen yang terdiri dari 1.280 data diekstraksi terhadap frekuensi Teta yang menghasilkan 80 data, sedangkan Alfa pada dekomposisi pertama dan kedua menghasilkan 80 dan 40 data secara berurut, sehingga totalnya adalah 120 data. Ekstraksi frekuensi Beta pada dekomposisi pertama dan kedua menghasilkan 40 dan 320 data secara berurut, sehingga totalnya adalah 360 data. Selanjutnya hasil ekstraksi direkonstruksi dengan menggabungkan setiap frekuensi, sehingga didapat 560 data.

B. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine merupakan metode untuk mencari fungsi pemisah dengan margin yang optimal untuk memisahkan sekumpulan data menjadi dua kelas, yang disimbolkan dengan +1 dan -1. Margin adalah jarak antara garis pemisah dengan *pattern* (data) terdekat dari masing-masing kelas, yang disebut Support vector. Pemisah tersebut ditentukan dengan mengukur margin maksimal yang diperoleh menggunakan Persamaan

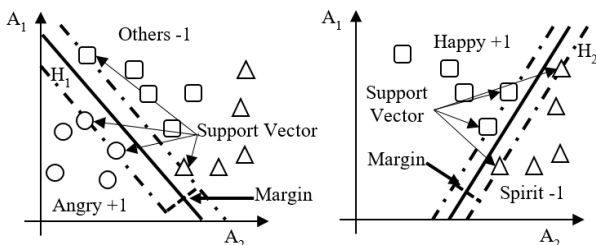
(6) dengan mencari koefisien w dan b .

$$y_i (\overline{x_i} \cdot \overline{w_i} + b) \geq \pm 1 \quad (6)$$

Di mana nilai y adalah +1 untuk kelas pertama dan -1 untuk kelas kedua, x adalah data, w adalah bobot vektor, dan b adalah bias.

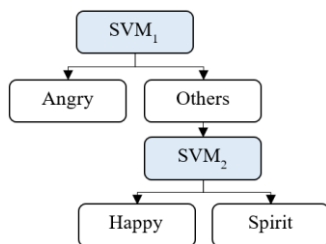
Terdapat beberapa kernel yang digunakan untuk mendapatkan fungsi pemisah, di antaranya Sigmoid, Radial Basis Function, dan Linier. Meskipun sinyal EEG bersifat nonlinier, tetapi transformasi bentuk *wavelet* dan disegmentasi berdasarkan waktu dapat dianggap sebagai linier. Pada penelitian terdahulu, SVM kernel RBF digunakan untuk identifikasi respon emosional, yaitu antara bosan, semangat, dan gelisah [1], antara senang, gembira, sedih, dan marah [14], serta antara gembira, rileks, sedih, dan takut [16], sedangkan, kernel Linier digunakan untuk identifikasi tingkat perhatian [9], emosional positif dan negatif [20], dan serangan Epilepsi [21].

SVM dengan kernel Linier digunakan pada penelitian ini untuk identifikasi tiga respon emosional, yaitu marah, senang, dan semangat, sehingga proses SVM dilakukan sebanyak dua kali untuk mendapatkan dua fungsi pemisah. Pada fungsi pemisah pertama memisahkan antara kelas marah (+1) dan tidak marah (-1), sedangkan pada fungsi pemisah kedua antara kelas senang (+1) dan semangat (-1) seperti pada Gambar 4. Terdapat 2.241 koefisien (2.240 koefisien w dan satu koefisien b) yang harus dicari menggunakan metode SVM.



Gambar 4. Fungsi pemisah pada Support Vector Machine pertama dan kedua

Pencarian koefisien dilakukan dengan Eliminasi Gauss-Jordan. Data kelas dan hasil akhir ditambahkan, sehingga menjadi 2.242 data dan dibutuhkan 2.241 data latih dalam (matriks 2.241 x 2.242). Terdapat 3.600 data (tiga kondisi emosional) untuk SVM pertama dan 2.400 data (dua kondisi emosional) untuk SVM kedua, namun hanya digunakan 2.241 data latih. Skema Support Vector Machine untuk tiga respon emosional dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Skema Support Vector Machine tiga respon emosional

Setelah dilakukan Eliminasi Gauss-Jordan, didapatkan nilai dari tiap koefisien w dan b , yaitu pada kolom ke-2.242, yang

digunakan pada Persamaan (6) dengan x adalah data yang akan diidentifikasi dan menghasilkan nilai antara +1 dan -1 untuk menentukan kelas dari data tersebut.

IV. HASIL DAN DISKUSI

Analisa terhadap sistem identifikasi respon emosional pada saat ekstraksi sinyal Elektroensephalogram (EEG), pelatihan, dan identifikasi respon emosional. Beberapa data diuji dengan skenario yang telah ditentukan untuk mendapatkan persentase akurasi dalam melakukan identifikasi respon emosional terhadap sinyal EEG.

Data latih merupakan data yang digunakan saat pelatihan menggunakan SVM, sedangkan data uji merupakan data baru yang tidak digunakan saat pelatihan. Pengujian pengaruh ekstraksi dilakukan untuk membandingkan pelatihan data sinyal EEG tanpa ekstraksi, ekstraksi gelombang Wavelet, dan ekstraksi Wavelet dengan filter, sehingga didapatkan pengaruh ekstraksi Wavelet terhadap tingkat akurasi. Pengujian dilakukan dengan mengidentifikasi data latih yang digunakan saat pelatihan menggunakan SVM pertama (DL1), keseluruhan data latih (DL), maupun data uji (DU) sebanyak 720 data, seperti pada TABEL I.

TABEL I PENGUJIAN TERHADAP EKSTRAKSI

Skenario Pengujian	Tingkat Akurasi Pengujian (%)			Rata-Rata Waktu Identifikasi (detik)
	DL1	DL	DU	
Tanpa Ekstraksi	100	89	72	0,0286
Dengan Ekstraksi Gelombang	100	88	70	0,0161
Dengan Ekstraksi Filter	100	88	70	0,0103

Berdasarkan TABEL I, dapat dilihat bahwa pelatihan tanpa ekstraksi menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik daripada pelatihan dengan ekstraksi Wavelet. Namun, tanpa ekstraksi memiliki waktu yang lebih lama daripada dengan ekstraksi dengan perbandingan 0.0286 dan 0.0161 detik. Ekstraksi gelombang Wavelet maupun ekstraksi Wavelet dengan filter tidak memberikan pengaruh terhadap tingkat akurasi pada penelitian ini dengan metode SVM.

Perbedaan antara kedua pelatihan tersebut adalah nilai dan jumlah titik sinyal EEG, di mana data yang tidak diekstraksi memiliki nilai titik antara 100 sampai 10.000 dan berjumlah 5.120 titik. Sementara, data yang telah diekstraksi memiliki nilai titik antara (-1.500) sampai 2.000 dan berjumlah 2.240 titik. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa semakin banyak data latih dan semakin besar perbedaan nilai titik, maka akurasi akan semakin baik.

Pengujian jumlah data latih akan menguji dengan melakukan identifikasi terhadap data latih saat pelatihan SVM pertama (DL1), seluruh data latih (DL), serta data uji (DU) dari 10 naracoba, yaitu 720 data, seperti pada TABEL II.

TABEL II PENGUJIAN TERHADAP JUMLAH DATA LATIH

No.	Jumlah Data Latih	Rata-Rata Waktu Identifikasi (detik)	Tingkat Akurasi Pengujian (%)		
			DL1	DL	DU
1.	160	0,0011	100	88	38
2.	320	0,0020	100	87	35
3.	640	0,0034	100	89	34

No.	Jumlah Data Latih	Rata-Rata Waktu Identifikasi (detik)	Tingkat Akurasi Pengujian (%)		
			DL1	DL	DU
4.	1.280	0,0063	100	88	41
5.	1.600	0,0079	100	88	42
6.	2.560	0,0130	100	87	56
7.	2.880	0,0159	100	88	61
8.	2.986	0,0192	33	38	36
9.	2.973	0,0159	67	57	54
10.	2.972	0,0161	100	88	70

Pada pengujian ini, didapatkan jumlah data latih optimal sebanyak 2.972 data dengan akurasi sebesar 88% untuk data latih dan 33% untuk data uji, karena jika melebihi jumlah tersebut, maka akurasi akan semakin menurun. Jumlah data latih yang digunakan saat pelatihan mempengaruhi tingkat akurasi yang dihasilkan. Oleh karena itu, perlu ditentukan jumlah data latih yang optimal untuk mendapatkan tingkat akurasi yang lebih baik. Dari akurasi yang didapatkan, disimpulkan bahwa sistem tidak dapat sepenuhnya menunjukkan hasil yang sebenarnya, karena masih terdapat kesalahan saat identifikasi.

Pengujian dilakukan menggunakan ekstraksi Wavelet dengan filter pada dua kanal simetris, AF3-AF4 dan T7-T8, serta 2.972 data latih dengan melakukan identifikasi terhadap seluruh data latih (DL), maupun data uji (DU) dari setiap naracoba, yaitu 72 data. Hasil pengujian dilihat pada TABEL III.

TABEL III PENGUJIAN TERHADAP JUMLAH DATA LATIH

No.	Naracoba	Respon Emosional	Jumlah Data	Tingkat Akurasi (%)	
				DL	DU
1.	1	Marah	24	100	68
2.		Senang	24		
3.		Semangat	24		
4.	2	Marah	24	100	72
5.		Senang	24		
6.		Semangat	24		
7.	3	Marah	24	100	69
8.		Senang	24		
9.		Semangat	24		
10.	4	Marah	24	100	74
11.		Senang	24		
12.		Semangat	24		
13.	5	Marah	24	100	72
14.		Senang	24		
15.		Semangat	24		
16.	6	Marah	24	100	75
17.		Senang	24		
18.		Semangat	24		
19.	7	Marah	24	100	65
20.		Senang	24		
21.		Semangat	24		
22.	8	Marah	24	100	65
23.		Senang	24		
24.		Semangat	24		
25.	9	Marah	24	100	64
26.		Senang	24		
27.		Semangat	24		

No.	Naracoba	Respon Emosional	Jumlah Data	Tingkat Akurasi (%)	
				DL	DU
28.	10	Marah	24	100	75
29.		Senang	24		
30.		Semangat	24		
Hasil			720	100	70

Berdasarkan TABEL III terdapat data latih dari naracoba dengan akurasi terendah, yaitu naracoba kesembilan sebesar 64% untuk data uji dan 100% untuk data latih. Akurasi tertinggi dihasilkan dari naracoba keenam dan ke-10, yaitu sama-sama memiliki akurasi sebesar 75% untuk data uji dan 100% untuk data latih. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa data latih dari setiap naracoba dapat menghasilkan akurasi yang berbeda-beda.

V. KESIMPULAN

Sistem identifikasi respon emosional dilakukan secara *real time* setiap 10 detik agar cukup waktu untuk mendapatkan respon emosional yang diinginkan dengan rangsangan *video game*. Identifikasi respon emosional menggunakan sinyal Elektroensefalogram yang diekstraksi terlebih dahulu menggunakan Transformasi Wavelet terhadap frekuensi Teta, Alfa, dan Beta yang dapat menghasilkan 2.240 dari 1.280 data. Setiap data latih yang telah diekstraksi digunakan untuk pelatihan menggunakan Support Vector Machine, sehingga didapatkan 2.241 koefisien. Selanjutnya saat identifikasi *real time*, koefisien tersebut digunakan untuk mengetahui respon emosional dari sinyal Elektroensefalogram yang didapat.

Rata-rata waktu untuk melakukan identifikasi dengan menggunakan 2.972 data latih adalah 0,0161 detik untuk satu data uji, lebih cepat dibandingkan dengan waktu identifikasi *real time*, yaitu setiap 10 detik. Maka, dapat disimpulkan bahwa sistem identifikasi respon emosional dengan menggunakan Support Vector Machine cocok digunakan untuk identifikasi *real time*. Namun, dari akurasi yang didapatkan, disimpulkan bahwa sistem tidak dapat sepenuhnya menunjukkan hasil yang sebenarnya, karena masih terdapat kesalahan saat identifikasi.

Tingkat akurasi yang dihasilkan tidak sampai 100% untuk data uji, hal ini dikarenakan data uji merupakan data baru yang belum dikenali oleh sistem, sehingga tingkat akurasi tidak akan sampai 100%. Selain itu, terdapat kemungkinan bahwa data latih yang digunakan belum sesuai dengan kondisi emosional yang diperlukan. Karena kekuatan dari sebuah sistem identifikasi salah satunya adalah dari data latih. Maka dari itu, diperlukan skenario yang cocok untuk mengambil data latih sesuai dengan kondisi yang diinginkan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Direktorat Jenderal Pembelajaran dan Kemahasiswaan Kementerian Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi atas pemberian dana Program Kreativitas Mahasiswa Bidang Penelitian Eksakta tahun 2017.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Chanel, C. Rebetez and M. Bétranco, "Emotion Assessment From Physiological Signals for Adaptation of Game Difficulty," *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics - Part A: Systems And Humans*, vol. 41, no. 6, pp. 1052-1063, 2011.
- [2] C. R. Engelhardt, B. D. Bartholow and J. S. Saults, "Violent and Nonviolent Video Games Differentially Affect Physical Aggression for Individuals High Vs. Low in Dispositional Anger," in *Aggressive Behavior*, 2011.
- [3] J. S. Lerner, Y. Li, P. Valdesolo and K. S. Kassam, "Emotion and Decision Making," *Annual Review of Psychology*, vol. 66, p. 799–823, 2015.
- [4] R. Karmila, E. C. Djamal and D. Nursantika, "Identifikasi Tingkat Konsentrasi dari Sinyal EEG dengan Wavelet dan Adaptive Backpropagation," in *SNATI*, Yogyakarta, 2016.
- [5] M. Y. Abdullah, E. C. Djamal and F. Renaldi, "Aksi Game Arcade Berdasarkan Pikiran Menggunakan Filter Fast Fourier Transform dan Learning Vector Quantization," in *SNATI*, Yogyakarta, 2016.
- [6] E. C. Djamal and Suprijanto, "Recognition of Electroencephalogram Signal Pattern against Sound Stimulation using Spectral of Wavelet," in *TENCON*, Bali, 2011.
- [7] R. Ekayama, E. C. Djamal and A. Komarudin, "Identifikasi Kondisi Rileks dari Sinyal EEG Menggunakan Wavelet Dan Learning Vector Quantization," in *SNST*, Semarang, 2016.
- [8] K. Chu and C. Y. Wong, "Player's Attention and Meditation Level of Input Devices on Mobile Gaming," in *International Conference on User Science and Engineering (i-USER)*, Shah Alam, 2014.
- [9] E. C. Djamal, D. P. Pangestu and D. A. Dewi, "EEG-Based Recognition of Attention State Using Wavelet and Support Vector Machine," in *ISITIA*, Lombok, 2016.
- [10] E. C. Djamal, Suprijanto and A. Arif, "Identification of Alertness State Based on EEG Signal Using Wavelet Extraction and Neural Networks," in *International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications (IC3INA)*, Bandung, 2014.
- [11] A. Bhardwaj, A. Gupta, P. Jain, A. Rani and J. Yadav, "Classification of human emotions from EEG signals using SVM and LDA Classifiers," in *International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, Noida, 2015.
- [12] M. Murugappan, N. Ramachandran and Y. Sazali, "Classification Of Human Emotion From EEG Using Discrete Wavelet Transform," *Journal of Biomedical Science and Engineering (JBiSE)*, vol. 3, pp. 390-396, 2010.
- [13] M. Murugappan, M. Rizon, R. Nagarajan, S. Yaacob, D. Hazry and I. Zunaidi, "Time-Frequency Analysis of EEG Signals for Human Emotion Detection," in *Biomed 2008*, 2008.
- [14] Y. P. Lin, C. H. Wang, T. L. Wu and S. Kan, "EEG-Based Emotion Recognition In Music Listening A Comparison Of Schemes For Multiclass Support Vector Machine," in *2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2009.
- [15] R. N. Duan, X. W. Wang and B. L. Lu, "EEG-Based Emotion Recognition in Listening Music by Using Support Vector Machine and Linear Dynamic System," *ICONIP 2012*, vol. Part IV, no. LNCS 7666, pp. 468-475, 2012.
- [16] X. W. Wang, D. Nie and B. L. Lu, "EEG-Based Emotion Recognition Using Frequency Domain Features and Support Vector Machines," *ICONIP 2012*, vol. Part IV, no. LNCS 7666, pp. 734-743, 2011.
- [17] M. Soleymani and T. Pun, "Multimodal Emotion Recognition in Response to Videos," *IEEE Transaction on Affective Computing*, vol. 3, no. 2, pp. 211-223, 2012.
- [18] N. Jatupaiboon, S. Pan-ngum and P. Israsena, "Real-Time EEG-Based Happiness Detection System," *The Scientific World Journal*, vol. 2013, pp. 1-12, 2013.
- [19] G. Singh, "The Effects of Mobile Phone Usage on Human Brain using EEG," *International Journal of Computer Applications (IJCA)*, vol. 105, no. 13, pp. 16-20, 2014.
- [20] D. Nie, X. W. Wang, L. C. Shi and B. L. Lu, "EEG-based Emotion Recognition during Watching Movies," in *Neural Engineering (NER), 2011 5th International IEEE/EMBS Conference on*, Mexico, 2011.
- [21] C.-P. Shen, C.-M. Chan, F.-S. Lin, M.-J. Chiu, J.-W. Lin, J.-H. Kao, C.-P. Chen and F. Lai, "Epileptic Seizure Detection for Multichannel EEG Signals with Support Vector Machines," in *Bioinformatics and Bioengineering, 2011 IEEE 11th International Conference on*, 2011.
- [22] Z. Mahmoodin, N. S. Jalalludin, W. Mansor, K. Y. Lee and N. B. Mohamad, "Selection of Symlets Wavelet Function Order for EEG Signal Feature Extraction in Children with Dyslexia," in *2015 IEEE Student Symposium in Biomedical Engineering & Sciences (ISSBES)*, 2015.