

Penentuan Tingkat Stres berdasarkan Bio-Parameter Menggunakan Variasi Kernel Support Vector Machine

Daffa Syah Alam¹, Rika Rokhana², Zainal Arief²

daffasyah412@gmail.com¹, rika@pens.ac.id², zar@pens.ac.id³

^{1,2,3} Politeknik Elektronika Negeri Surabaya

Informasi Artikel

Diterima : 8 Nov 2024

Direvisi : 2 Des 2024

Disetujui : 4 Des 2024

Kata Kunci

Kondisi Stres, Support Vector Machine, Bio-Parameter, Variasi Kernel.

Abstrak

Sebuah sistem deteksi kondisi tingkat stress seseorang berdasarkan bio-parameter yakni nilai tekanan darah, detak jantung dan laju pernapasan. Pengukuran dari tekanan darah, detak jantung dan laju pernapasan agar bisa mendeteksi kondisi tingkat stress seseorang yang dilakukan secara non-invasive atau tidak merusak jaringan saraf pada tubuh dan secara rutin. Pengukuran detak jantung menggunakan sensor MAX30102 pada jari. Pengukuran tekanan darah menggunakan sensor tekanan MPX2050GP dengan meletakkan cuff atau manset pada lengan Partisipan. Sedangkan pengukuran laju pernapasan menggunakan sensor MAX9814 micondensor. Dalam penentuan atau pengklasifikasian kondisi tingkat stress dari parameter pengukuran tekanan darah, detak jantung dan laju pernapasan secara non-invasive tersebut menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dengan variasi kernel yang ditentukan. Klasifikasi kondisi tingkat stress terdiri dari empat kelas antara lain normal, stres ringan, stres sedang dan stres berat. Sehingga didapatkan dataset sebanyak 71 data dengan proses augmentasi data dan didapatkan besar akurasi dari setiap variasi kernel SVM yang digunakan.

Keywords

Stress Condition, Support Vector Machine, Bio-Parameters, Kernel Variation.

Abstract

System for detecting a person's stress level based on bio-parameters is blood pressure, heart rate, and respiratory rate. Measurements of blood pressure, heart rate, and respiratory rate in order to detect the condition of a person's stress level are carried out non-invasively or don't damage the nervous tissue in the body and routinely. Heart rate measurement using MAX30102 sensor on the finger. Measurement of blood pressure using the MPX2050GP pressure sensor by placing cuff on the person's arm. While measuring the breathing rate using the MAX9814 micondensor sensor. In determining or classifying stress level conditions from non-invasive measurement parameters of blood pressure, heart rate and respiratory rate using Support Vector Machine (SVM) method with specified kernel variations. The classification of stress level conditions consists of four classes including normal, mild stress, moderate stress and severe stress. So that a dataset of 71 data is obtained with the data augmentation process and the accuracy of each SVM kernel variation used is obtained.

A. Pendahuluan

Dalam kehidupan sehari-hari, setiap orang pasti menghadapi berbagai situasi yang menuntut kemampuan untuk menyelesaikan masalah. Banyak di antara mereka juga harus menangani beban kerja yang berlebihan, yang sering kali menyebabkan stres [1]. Stres dapat juga bisa diakibatkan karena setiap orang yang terkena penyakit seperti diabetes mellitus sehingga selalu untuk berfikir keras untuk menyembuhkan penyakit agar tidak semakin parah atau komplikasi [2].

Stres merupakan salah satu jenis emosi yang dibagi menjadi dua kelas yakni stres jangka pendek dan stres jangka panjang. Stres jangka pendek dikarenakan tekanan atau tuntutan dalam waktu dekat, sedangkan stress jangka panjang terjadi ketika kondisi dibawah tekanan tersebut berlangsung lama [3]. Ketika stres yang diderita berlangsung lama dan terus menerus terjadi serta tidak dikendalikan bisa menimbulkan penyakit seperti penyakit jantung, obesitas, asma dan diabetes [1] [4]. Peningkatan kadar glukosa darah (hiperglikemia) dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor fisiologis dan metabolik, salah satunya adalah tingkat stres psikologis. Saat seseorang mengalami stres, tubuh merespons dengan meningkatkan produksi hormon adrenalin dan kortisol. Kortisol, sebagai hormon yang berperan dalam melawan efek insulin, dapat menyebabkan peningkatan kadar glukosa dalam darah [5]. Akibat peningkatan kadar glukosa darah maka terjadilah penyumbatan dalam pembuluh darah yang mengakibatkan tekanan darah yang tinggi dan detak jantung juga akan meningkat lebih cepat [6], sehingga bisa terjadi komplikasi penyakit dan membuat tingkat stress yang semakin tinggi. Selain itu dengan kondisi laju pernapasan yang diukur ini sebagai parameter mengetahui kondisi stress seseorang yang diukur secara *non-invasive* juga [7].

Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi telah berperan penting terutama dalam bidang kesehatan. Berbagai solusi muncul dalam pendeteksian kesehatan mental yakni tingkat kondisi stres seseorang. Terdapat studi mendeteksi stres melalui machine learning dengan menggunakan sinyal bio yang ada dalam tubuh seperti bio-signal ECG. Dari ECG ini didapatkan fitur-fitur interval yang digunakan untuk pengembangan model dengan mengimplementasikan metode Support Vector Machine (SVM) di MATLAB. Klasifikasi stres dibagi menjadi dua kelas yakni stres dan non-stres [8]. Studi dengan menyelidiki efek stres psikologis yang diukur dengan biosinyal meliputi EEG, ECG, EDA, EMG dan ukuran fisik laju pernapasan, ucapan, suhu kulit dan lainnya. Memberikan tinjauan komperhensif tentang biosignal yang disebabkan oleh kondisi stres dan pedoman praktik yang dapat diandalkan untuk mendeteksi stres yang lebih efisien [9]. Studi mengidentifikasi pola stres melalui biosensor dengan pengukuran fisiologis yakni Galvanic Skin Response dan Heart Rate yang digabung dengan pengukuran non-fisiologis yakni aktivitas fisik pengguna. Pengklasifikasian menggunakan K-Means dan pola stres dengan bantuan Gaussian Mixture Model serta dilengkapi kepercayaan bootstrap untuk evaluasi ketidak pastian klasifikasi [10]. Studi mengenai deteminasi tentang stres dengan parameter individu Galvanic Skin Response (GSR) dan Blood Pressure (BP) yang dibagi pembagian tingkat stres menjadi tiga yakni kondisi normal, mental stres dan physical stres [11].

Sistem yang diusulkan dalam penelitian ini dengan pemantauan tekanan darah, detak jantung, dan laju pernapasan sangat penting untuk dilakukan, karena dapat membantu memberikan penanganan medis yang tepat tanpa meningkatkan

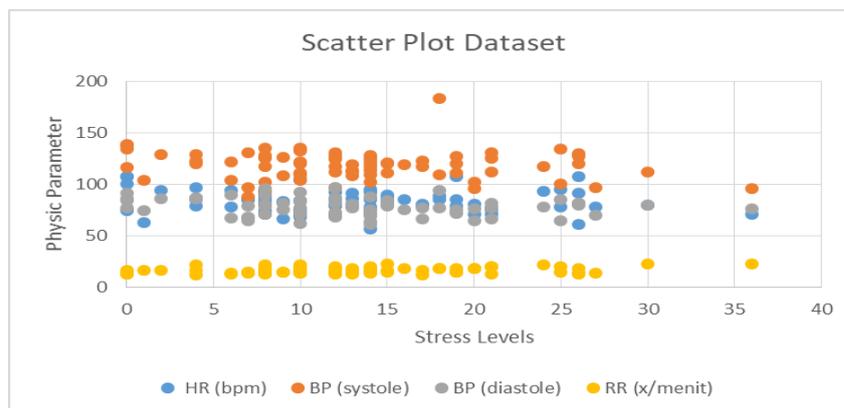
risiko stres yang berlebihan. Oleh karena itu, penting untuk menentukan tingkat stres seseorang berdasarkan pemantauan rutin tekanan darah, detak jantung, dan laju pernapasan. Pengukuran ini dilakukan secara non-invasif, memungkinkan pemantauan yang lebih nyaman terhadap kondisi tubuh [12]. Pengukuran tersebut menggunakan sensor MAX30102 dalam penentuan nilai detak jantung. Pengukuran tekanan darah menggunakan sensor tekanan MPX2050GP dengan meletakkan *cuff* atau manset pada lengan Partisipan. Sedangkan pengukuran laju pernapasan menggunakan sensor respirasi. Dalam penentuan atau pengklasifikasian kondisi stress dari parameter pengukuran tekanan darah, detak jantung dan laju pernapasan secara *non-invasive* tersebut menggunakan metode *Support Vector Machine* dengan variasi kernel yakni kernel linear, sigmoid, polynomial dan rbf. Dengan demikian penelitian ini bisa membantu seseorang dalam menjaga kondisi stres yang dipantau rutin secara baik.

B. Metode Penelitian

Metode penelitian ini mencakup beberapa tahapan dalam membuat sistem penentuan kondisi tingkat stres berdasarkan bio-parameter menggunakan variasi kernel *support vector machine*. Berikut merupakan penjelasan detail mengenai tahapan dalam pembuatan sistem pada penelitian ini.

1. Pembuatan Dataset

Tahapan awal dalam perancangan sistem dengan membuat dataset yang didapatkan dengan cara melakukan pengukuran secara langsung kepada partisipan dari nilai tekanan darah, detak jantung dan laju pernapasan. Data kondisi tingkat stres dibagi menjadi empat tingkat yakni normal, stres ringan, stres sedang dan stres berat. Dataset yang diambil untuk dilakukan proses pemodelan sebanyak 71 data dan terdapat dari setiap tingkat.



Gambar 1. Scatter plot dataset parameter fisik dan tingkat stres (DASS-42)

Pada scatter plot dari dataset parameter fisik dan tingkat stress (DASS-42) terdapat parameter fisik pada sumbu X dan tingkat kondisi stres pada sumbu Y. Parameter fisik pada dataset ini dibagi menjadi empat parameter yakni detak jantung (biru), laju pernapasan (kuning), tekanan darah yang dibagi menjadi dua bagian yakni systole (jingga) dan diastole (abu-abu). Pada setiap tingkat stres terdapat rating angka penilaian dari kuisioner DASS-42 yakni rating 0-3 dapat

dilihat pada Tabel 2. Dari penilaian rating tersebut dijumlahkan, sehingga dapat dijumlahkan untuk mengetahui tingkat keparahan gangguan yang dapat dilihat pada Tabel 1 [13].

Tabel 1. Tingkat Keparahannya Gangguan

Gangguan	Tingkat Keparahannya				
	Normal	Ringan	Sedang	Berat	Sangat Berat
Depresi	0-9	10-13	14-20	21-27	28+
Kecemasan	0-7	8-9	10-14	15-19	20+
Stress	0-14	15-18	19-25	26-33	34+

Tabel 2. Penentuan Skala Rating DASS-42

Rating	Keterangan
0	Tidak Terjadi
1	Jarang Terjadi
2	Kadang Terjadi
3	Sering Terjadi

Pada dataset dilakukan teknik augmentasi data yang digunakan untuk meningkatkan jumlah dan variasi data pada kelas tingkat kondisi stres agar terhindar dari masalah overfitting saat proses pelatihan. Teknik augmentasi yang digunakan library dari imbalanced-learn dengan memanfaatkan teknik SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) [14]. Dengan menggunakan SMOTE sebaran distribusi data menjadi seimbang dengan penambahan data sintetik yang berpatokan pada data asli yang digunakan. Proses augmentasi data memainkan peran penting dalam menjaga proporsi data yang seimbang pada setiap kelas.

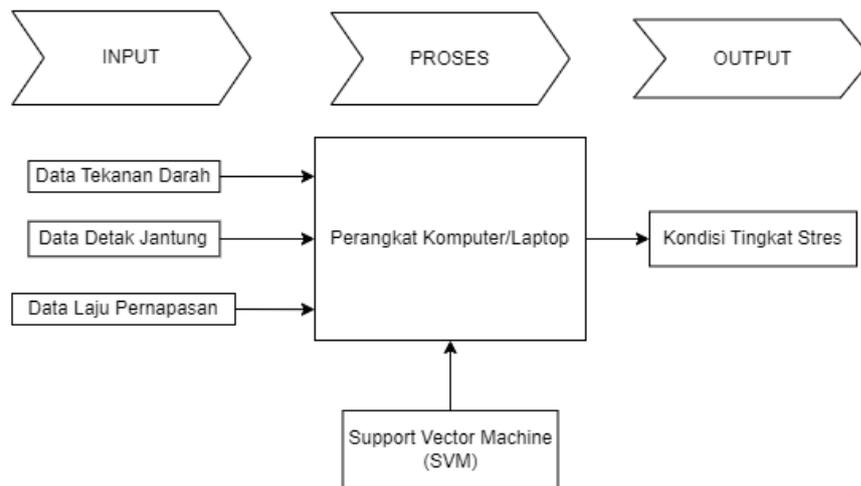
2. Pembuatan Model

Support Vector Machine yang disingkat menjadi SVM adalah salah satu metode melakukan pembelajaran terbimbing yang klasifikasinya menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi linier pada AI learning berdasarkan teori optimasi dengan menerapkan AI learning bias. Metode ini salah satu teknik yang sering digunakan untuk pengambilan keputusan dan proses prediksi dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Metode ini memisahkan ruang atribut menggunakan hyperplane yang berfungsi memaksimalkan margin antara contoh dari setiap kelas berdasarkan nilai kelas tersebut [15] [16] [17]. Proses pemodelan dilakukan dengan menggunakan variasi kernel dari SVM yang berbeda-beda yakni kernel linear, rbf, polynomial dan sigmoid.

Pembuatan model dengan melatih dan menguji dataset yang telah dilakukan pre-processing data. Pre-processing data dengan melakukan augmentasi data pada dataset dan data tersebut dinormalisasi menggunakan standard scaler. Dataset dibagi menjadi 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Data latih dilakukan proses melatih model dengan menggunakan metode SVM yang ditentukan untuk jenis kernelnya yakni kernel linear, rbf, sigmoid dan polynomial. Setiap kernel yang dicoba untuk pembuatan model, lalu bisa ditentukan confusion matrik dan hasil klasifikasinya dari nilai presisi, recall, f1-score dan akurasi.

3. Perancangan Sistem

Gambaran umum sistem diilustrasikan pada gambar 2, terlihat bahwa sistem terdiri dari tiga bagian yakni bagian input, bagian proses dan bagian output. Pada bagian input terdapat data input dari bio-parameter yakni tekanan darah, detak jantung dan laju pernapasan. Bio-parameter ini diambil pengukuran secara langsung kepada partisipan. Kemudian bagian proses dilakukan menggunakan perangkat komputer atau laptop. Pembuatan model dengan parameter input yang didapatkan dalam penentuan kondisi tingkat stres menggunakan metode *support vector machine* dengan variasi kernel. Bagian output didapatkan data kondisi tingkat stres dari empat kelas yakni normal, stres ringan, stres sedang atau stres berat.



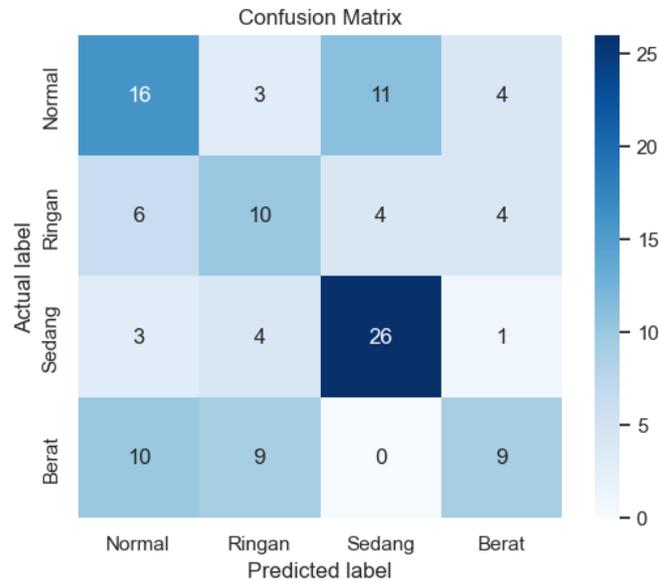
Gambar 2. Blok Diagram Sistem

Dalam penelitian ini, dilakukan proses deteksi dari data yang telah diolah sebelumnya diprediksi dengan model SVM yang telah dilatih dengan berbagai variasi kernel. Hasil prediksi tersebut menunjukkan dari nilai ketiga bio-parameter terhadap kelas tingkat kondisi stres menggunakan model SVM dengan kernel yang terbaik. Output dari deteksi ini menghasilkan informasi tingkat kondisi stres normal, ringan, sedang atau berat.

C. Hasil dan Pembahasan

Pengujian dilakukan pada perangkat komputer atau laptop dengan sudah terdapat dataset yang telah didapatkan yakni data detak jantung, tekanan darah, laju pernapasan dan tingkat kondisi stres. Pengujian model dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan variasi kernel yang berbeda-beda.

1. Pengujian model SVM kernel linear



Gambar 3. Confusion Matrix untuk Kernel Linear

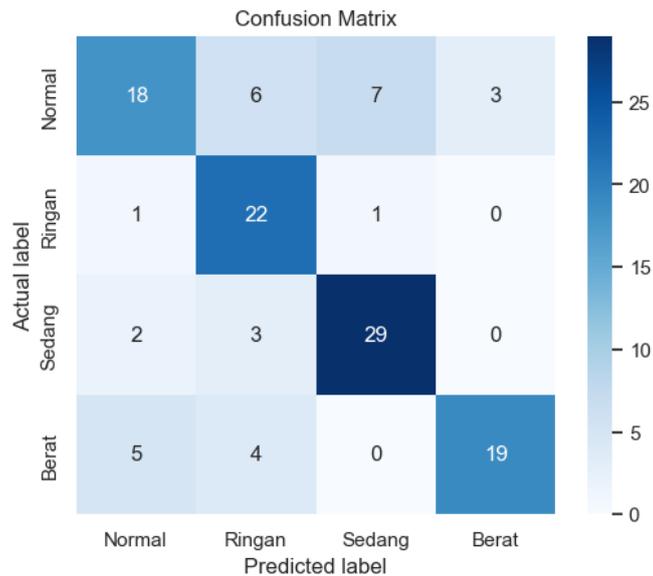
Confusion matrix yang ditunjukkan pada gambar 3 hasil dari pelatihan model berdasarkan data latih. Dari matriks tersebut terdapat beberapa nilai dalam kinerja matriks yang dapat dihitung. Termasuk presisi, recall, F1-score dan akurasi.

Tabel 3. Hasil Parameter Matriks Kernel Linear

Kelas	Presisi	Recall	F1-Score
Normal (0)	0.46	0.47	0.46
Ringan (1)	0.38	0.42	0.40
Sedang (2)	0.63	0.76	0.69
Berat (3)	0.50	0.32	0.39

Seperti yang terlihat dari hasil presisi, recall dan F1-score pada tabel 3 menunjukkan performa model dengan kernel linear yang kurang baik terdapat dari beberapa tingkat stres nilainya dibawah 0.5 dan keakuratan dalam mengklasifikasikan antara tingkat stres normal, ringan, sedang dan berat.

2. Pengujian model SVM kernel rbf



Gambar 4. Confusion Matrix untuk Kernel rbf

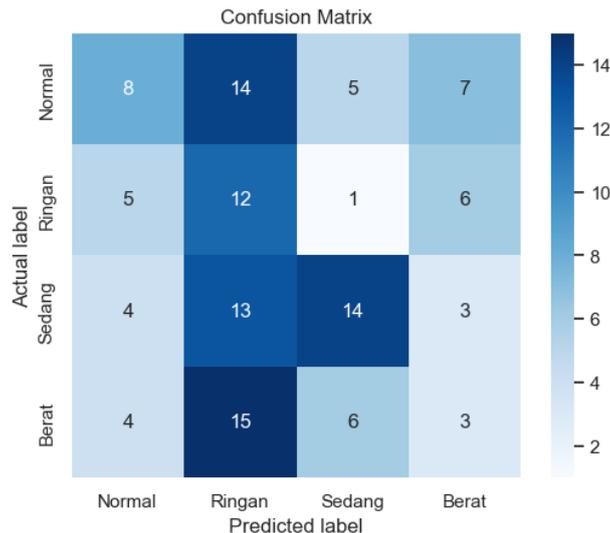
Confusion matrix yang ditunjukkan pada gambar 4 hasil dari pelatihan model berdasarkan data latih. Dari matriks tersebut terdapat beberapa nilai dalam kinerja matriks yang dapat dihitung. Termasuk presisi, recall, F1-score dan akurasi.

Tabel 4. Hasil Parameter Matriks Kernel rbf

Kelas	Presisi	Recall	F1-Score
Normal (0)	0.69	0.53	0.60
Ringan (1)	0.63	0.92	0.75
Sedang (2)	0.78	0.85	0.82
Berat (3)	0.86	0.68	0.76

Seperti yang terlihat dari hasil presisi, recall dan F1-score pada tabel 4 menunjukkan performa model dengan kernel rbf yang cukup baik terdapat dari setiap tingkat stres nilainya diatas 0.5 dan keakuratan dalam mengklasifikasikan antara tingkat stres normal, ringan, sedang dan berat.

3. Pengujian model SVM kernel sigmoid



Gambar 5. Confusion Matrix untuk Kernel Sigmoid

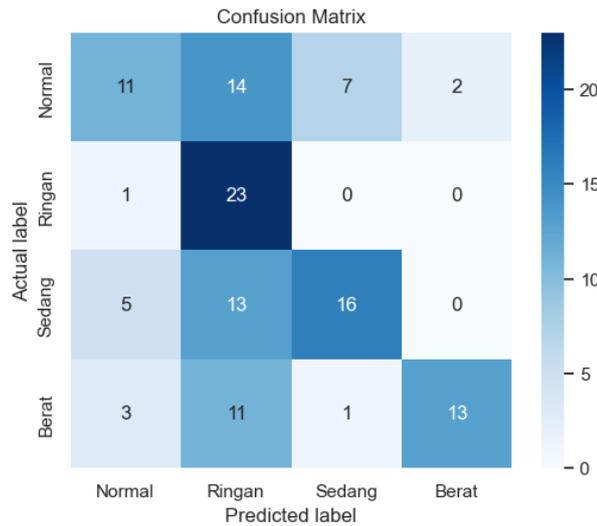
Confusion matrix yang ditunjukkan pada gambar 5 hasil dari pelatihan model berdasarkan data latih. Dari matriks tersebut terdapat beberapa nilai dalam kinerja matriks yang dapat dihitung. Termasuk presisi, recall, F1-score dan akurasi.

Tabel 5. Hasil Parameter Matriks Kernel Sigmoid

Kelas	Presisi	Recall	F1-Score
Normal (0)	0.38	0.24	0.29
Ringan (1)	0.22	0.50	0.31
Sedang (2)	0.54	0.41	0.47
Berat (3)	0.16	0.11	0.13

Seperti yang terlihat dari hasil presisi, recall dan F1-score pada tabel 5 menunjukkan performa model dengan kernel sigmoid yang kurang baik terdapat kebanyakan tingkat stres nilainya diatas 0.5 sama halnya dengan menggunakan kernel linear dan keakuratan dalam mengklasifikasikan antara tingkat stres normal, ringan, sedang dan berat.

4. Pengujian model SVM kernel polynomial



Gambar 6. Confusion Matrix untuk Kernel Polynomial

Confusion matrix yang ditunjukkan pada gambar 6 hasil dari pelatihan model berdasarkan data latih. Dari matriks tersebut terdapat beberapa nilai dalam kinerja matriks yang dapat dihitung. Termasuk presisi, recall, F1-score dan akurasi.

Tabel 6. Hasil Parameter Matriks Kernel Sigmoid

Kelas	Presisi	Recall	F1-Score
Normal (0)	0.55	0.32	0.41
Ringan (1)	0.38	0.96	0.54
Sedang (2)	0.67	0.47	0.55
Berat (3)	0.87	0.46	0.60

Seperti yang terlihat dari hasil presisi, recall dan F1-score pada tabel 6 menunjukkan performa model dengan kernel polynomial yang cukup baik terdapat beberapa tingkat stres nilainya diatas 0.5 dan keakuratan dalam mengklasifikasikan antara tingkat stres normal, ringan, sedang dan berat.

5. Perbandingan Akurasi Model metode SVM dengan Variasi Kernel

Tabel 7. Hasil Akurasi Model dari Variasi Kernel

Kernel	Akurasi
Linear	51%
Rbf	73%
Sigmoid	31%
Polynomial	53%

Pada tabel 7 perbandingan akurasi model menggunakan metode SVM dengan variasi kernel linear, rbf, sigmoid dan polynomial. Variasi kernel yang memiliki nilai akurasi paling tinggi yakni kernel rbf. Sehingga dalam sistem nanti akan

digunakan model dengan SVM variasi kernel rbf dikarenakan akurasi yang lebih tinggi dari variasi kernel yang lain.

D. Simpulan

Penelitian ini menghasilkan sistem penentuan tingkat stres seseorang berdasarkan bio-parameter menggunakan variasi kernel metode Support Vector Machine (SVM) dengan proses teknik augmentasi data berbentuk numerik yakni SMOTE. Sistem yang dibuat ini bertujuan untuk menjaga kondisi tingkat stres seseorang dengan melakukan pengukuran fisik yakni detak jantung, tekanan darah dan laju pernapasan secara non-invasive sehingga pengukuran bisa dilakukan secara rutin. Model dari dataset yang dilatih menggunakan variasi kernel dan menunjukkan hasil yang baik terdapat pada kernel rbf dengan akurasi sebesar 73%. Dengan performa ini, sistem penentuan tingkat stres berdasarkan pengukuran nilai bio-parameter yakni detak jantung, tekanan darah dan laju pernapasan menunjukkan kehandalan dalam menjaga kesehatan tingkat kondisi stres dan mengetahui kondisi kesehatan fisik dari nilai bio-parameter tersebut.

E. Ucapan Terima Kasih

Kami ucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah memberikan dukungan terhadap penelitian.

F. Referensi

- [1] A. Rocha, *2020 15th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI) : proceedings of CISTI'2020 - 15th Iberian Conference on Information Systems and Technologies : 24 to 27 of June 2020, Seville, Spain*. IEEE, 2020.
- [2] R. A. Naibaho, N. S. Dyankusumaningrum, P. Studi, I. Keperawatan, and D. Keperawatan, "Pengkajian Stres Pada Penyandang Diabetes Mellitus," 2020.
- [3] H. J. Han, S. Labbaf, J. L. Borelli, N. Dutt, and A. M. Rahmani, "Objective stress monitoring based on wearable sensors in everyday settings," *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 44, no. 4, pp. 177–189, May 2020, doi: 10.1080/03091902.2020.1759707.
- [4] S. Maharani, R. Rokhana, and E. Puspita, "Stress Condition Detector Based on the Physiological Response using K-Means Cluster Analysis," *IES 2023 - Int. Electron. Symp. Unlocking Potential Immersive Technol. to Live a Better Life, Proceeding*, pp. 514–519, 2023, doi: 10.1109/IES59143.2023.10242493.
- [5] R. Mustaqim, L. Buly Fatrahady, M. Rika Anastasia Pratiwi, I. Syuhada, and A. Fakultas Kedokteran, "Hubungan Tingkat Stres Dengan Kadar Glukosa Darah Sewaktu Pada Mahasiswa FK Unizar Tahun 2022." [Online]. Available: <https://jurnal.medikasuherman.ac.id/imds/ind>
- [6] M. Hammadah *et al.*, "The mental stress ischemia prognosis study: Objectives, study design, and prevalence of inducible ischemia," *Psychosom. Med.*, vol. 79, no. 3, pp. 311–317, 2017, doi: 10.1097/PSY.0000000000000442.
- [7] J. R. Machado Fernández and L. Anishchenko, "Mental stress detection using bioradar respiratory signals," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 43, pp. 244–249, May 2018, doi: 10.1016/j.bspc.2018.03.006.

- [8] M. F. Rizwan, R. Farhad, F. Mashuk, F. Islam, and M. H. Imam, *1st International Conference on Robotics, Electrical and Signal Processing Techniques (ICREST) : 10-12 January, 2019, Dhaka, Bangladesh*. IEEE, 2019.
- [9] G. Giannakakis, D. Grigoriadis, K. Giannakaki, O. Simantiraki, A. Roniotis, and M. Tsiknakis, "Review on Psychological Stress Detection Using Biosignals," *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 13, no. 1, pp. 440–460, 2022, doi: 10.1109/TAFFC.2019.2927337.
- [10] V. Mozgovoy, "Stress Pattern Recognition Through Wearable Biosensors in the Workplace: Experimental Longitudinal Study on the Role of Motion Intensity," in *Proceedings - 6th Swiss Conference on Data Science, SDS 2019*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Jun. 2019, pp. 37–45. doi: 10.1109/SDS.2019.00-10.
- [11] A. Fernandes, H. Rakesh, R. Lokesh, T. Tari, and A. V. Shahapurkar, *2014 ICCNT: 2014 International Conference on Communication & Network Technologies (ICCNT) : December 18-19, 2014*. IEEE, 2014.
- [12] S. Haxha and J. Jhoja, "Optical Based Noninvasive Glucose Monitoring Sensor Prototype," *IEEE Photonics J.*, vol. 8, no. 6, Dec. 2016, doi: 10.1109/JPHOT.2016.2616491.
- [13] S. Kusumadewi and H. Wahyuningsih, "Model Sistem Pendukung Keputusan Kelompok Untuk Penilaian Gangguan Depresi Kecemasan dan Stress Berdasarkan DASS-42," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 2, pp. 219–228, 2020.
- [14] E. Sutoyo, M. Asri Fadlurrahman, J. Telekomunikasi Jl Terusan Buah Batu, K. Dayeuhkolot, K. Bandung, and J. Barat, "Penerapan SMOTE untuk Mengatasi Imbalance Class dalam Klasifikasi Television Advertisement Performance Rating Menggunakan Artificial Neural Network," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelit. Inform.)*, vol. 6, no. 3, pp. 379–385, 2020.
- [15] N. Huda Ovirianti, M. Zarlis, and H. Mawengkang, "Support Vector Machine Using A Classification Algorithm," *J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 3, 2022, doi: 10.33395/sinkron.v7i3.
- [16] Z. Zainudin, S. Hasan, S. M. Shamsuddin, and S. Argawal, "Stress Detection using Machine Learning and Deep Learning," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Aug. 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1997/1/012019.
- [17] F. A. Gehara Zhafirah, R. Rokhana, R. Sigit, and B. S. Bayu Dewantara, "Support Vector Machine Method for Predicting Children's Emotions," *Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Sci. Informatics*, vol. 2022-October, no. October, pp. 49–55, 2022, doi: 10.23919/EECSI56542.2022.9946455.