



Analisis Pengolahan Data Sinyal EEG Pada Penderita Gangguan Tidur Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Naive Bayes

Analysis of EEG Signal Data Processing in Sleep Disorders Patients Using the Support Vector Machine and Naive Bayes Method

Siti Khoirul Ilmiyati

Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Semarang

Jl. Kasipah no. 10 -12 Semarang – Indonesia

Corresponding author: sitikhoirul97@gmail.com

Riwayat Artikel: Dikirim; Diterima; Diterbitkan

Abstrak

Pusat Semakin meningkatnya jumlah penderita gangguan tidur namun tidak didukung oleh efektifitas pemeriksaan EEG pada penderita gangguan tidur dapat menjadi problem dikemudian hari. Pemanfaatan perangkat lunak sebagai media analisis metode yang dapat mempermudah langkah pemeriksaan salah satunya dengan aplikasi matlab. Analisis sinyal EEG penderita gangguan tidur menggunakan metode support vector machine dan naive bayes dengan menentukan nilai akurasi, sensitivity dan spesificity. Pengumpulan data penderita gangguan tidur setelah diolah low pas filter dengan titik sampling 5 s rumus statistik data mean dan standar deviasi di analisis oleh 10 pengujian dengan hasil kesimpulan metode svm dan naive bayes dapat digunakan sebagai metode analisis gangguan tidur dengan hasil akurasi metode naive bayes 92.5% dan *support vector machine* 90 % pada pengujian 10 pasien. Pada analisis data yang unggul dalam analisis klasifikasi gangguan tidur adalah pengolahan data dengan rumus statistik standar deviasi dengan prosentase nilai rata-rata akurasi 90% pada metode svm, sensitifity 90% pada metode svm dan sensityfity 85% pada metode naive bayes.

Kata kunci: Gangguan tidur, Naive Bayes, *support vector machine*, akurasi

Abstract

The Center for Increasing the number of people with sleep problems but not supported by the effectiveness of EEG examinations in patients with sleep problems can be a problem in the future. Using software as a media analysis method can simplify wrong steps with matlab applications. EEG signal analysis of sleep vulnerability using vector machine support methods and naive bayes by determining the value of verification, sensitivity and specificity. Data collection for sleep sufferers during processing with low pass filter with a sampling point 5 s statistical data formula average and standard deviation analyzed by 10 tests with the conclusion of the svm and naive bayes methods can be used as a sleep analysis method with the results of the naive bayes method 92.5% and 90% vector machine support in testing 10 patients. In the analysis of superior data in the analysis of sleep classification is data processing with the standard deviation statistical formula with the percentage value of the average accuracy of 90% in the svm method, sensitivity of 90% in the svm method and 85% sensitivity in the naive bayes method.

Keywords: Sleep disorders, Naive Bayes, *support vector machine*, accuracy

PENDAHULUAN

Tidur merupakan kebutuhan dasar manusia. Selama tertidur, seseorang mengistirahatkan beberapa organ tubuhnya, salah satunya adalah otak. Otak menjadi bagian terpusat dari sistem saraf manusia yang berfungsi mengendalikan seluruh kegiatan yang dilakukan oleh tubuh, sehingga terjadi perbedaan aktivitas gelombang listrik otak pada orang yang terjaga (bangun) dan tertidur. Pencatatan aktifitas kelistrikan otak melalui kulit kepala dapat di lihat menggunakan alat kedokteran EEG (Niedermeyer dan Silva,2014).



Alat *Elektro Encephalogram* (EEG) digunakan untuk mendeteksi kelainan aktivitas elektrik otak. Pada jaman dulu EEG cenderung digunakan untuk pemeriksaan pasien *Epilepsi* (Noertjahjani dkk,2017) saat ini telah banyak penelitian secara klinis yang membahas keterkaitan antara fungsi dan gelombang otak dengan penyakit medis (Novrizal,2010) salah satu contoh yaitu penyebab menurunnya prestasi individu adalah buruknya kualitas tidur. Metode pendeteksi keadaan tidur melalui sinyal EEG sebagian besar masih dilakukan secara manual oleh seorang ahli (Rechtschaffen and Kales,1968). Hal tersebut membutuhkan ketelitian, keahlian dan waktu, oleh karena itu dibutuhkan suatu perangkat lunak untuk membantu mempermudah menegakkan diagnosa berdasarkan klinis.

Data mining hadir dengan aplikasi yang bersifat komersil seperti *SPSS Celemtine*, *Matlab* maupun yang *open source* seperti *WEKA*. Aplikasi-aplikasi tersebut akan mempermudah dalam melakukan penggalian data. Penelitian menggunakan matlab dengan menggunakan metode-metode yang ada, khususnya klasifikasi data sudah banyak dilakukan akan tetapi perlu untuk membandingkan penggunaan metode yang digunakan guna efektifitas pengolahan data yang ingin dicapai.

Aboalayon dkk (2014) meneliti klasifikasikan keadaan tidur dan bangun menggunakan sinyal eeg dengan menggunakan *support vector machine* dengan fitur berdasarkan *energy*, *entropi*, *standar deviasi* sebagai metode klasifikasi. Penelitian Klasifikasi Gelombang Otak untuk Keamanan menggunakan *voting features interval 5* dan dua-tahap otentikasi *biometric* dengan metode *Naïve Bayes* (Setiyawan dkk,2015). Penelitian diatas merupakan beberapa contoh penelitian menggunakan Matlab dengan metode *support vector machine* dan *naïve bayes*. Penelitian ini bertujuan untuk dapat menganalisis hasil pengolahan data sinyal EEG pada penderita gangguan tidur dengan metode *support vector mechine* dan *naïve bayes* dan dapat menganalisis hasil prosentase *akurasi*, *sensitivity* dan *spesificity* pada pengolahan data yang lebih unggul dengan metode *support vector machine* dan *naïve bayes* .

Ruang lingkup yang akan dibahas adalah Pengambilan perekaman data pada 100 orang pasien yang sudah diolah Low Pass Filter dengan titik sampling 5 s dengan statistik mean dan standar deviasi yang dihitung menggunakan rumus statistik yaitu *mean* dan *standar deviasi*. Program yang dibuat menggunakan program dasar MATLAB. Uji Diagnostik yang digunakan adalah menentukan nilai *akurasi*, *sensitivity* dan *specificity* pada metode *support vector machine* dan *naïve bayes*.

Tidur

Tidur adalah suatu keadaan fisiologik yang dapat timbul bergantian dengan kondisi terbangun dari tidur, durasi dan kualitas tidur sama pentingnya untuk kualitas hidup (WHO, 2004). Tidur dapat didefinisikan sebagai suatu keadaan kehilangan kewaspadaan yang normal, berulang, *reversible* disertai dengan hilangnya persepsi dan respons terhadap lingkungan luar (Silber dkk, 2010).

Gangguan tidur adalah suatu kondisi yang dikarakteristikkan oleh gangguan pada pola tidur yang biasa atau gangguan perilaku pada saat tidur yang menyebabkan stress dan gangguan pada aktivitas sehari – hari (Sie,2013). Pembagian Tahapan Tidur Secara normal, tidur dapat dibagi atas dua tahap yang nyata, yaitu:

- a. *non – rapid eye movement (NREM)*
- b. *rapid eye movement (REM) sleep (Schupp dkk, 2003).*

Non – rapid eye movement sleep dikarakteristikkan dengan terjadinya pengurangan aktivitas fisiologis. Tidur menjadi lebih dalam, gelombang otak yang dinilai dengan menggunakan *electroencephalogram* (EEG) terlihat lambat dan memiliki amplitudo terbesar, pernafasan, dan frekwensi detak jantung melambat, dan tekanan darah menurun.

Pada tahap NREM terbagi atas 4 stadium, yaitu (National Sleep Foundation, 2016) :



a. Stadium 1

Keadaan mengantuk atau transisi dari kondisi bangun sampai jatuh tertidur. Gelombang otak dan aktivitas otot mulai menurun. Pada tahap tidur stadium 1 kemungkinan akan timbul *muscle jerks* (otot tersentak) secara tiba – tiba, yang didahului oleh sensasi terjatuh (National Sleep Foundation, 2016). Pada stadium 1, EEG menunjukkan amplitudo yang rendah, frekuensi campuran, dan terdapat gerakan bola mata yang lambat (*rolling*) (Lumbantobing, 2011).

b. Stadium 2

Periode tidur yang tenang dimana pergerakan bola mata berhenti. Gelombang otak menjadi lebih lambat, kadang – kadang ditemukan *sleep spindles*, diikuti dengan adanya periode tonus otot yang spontan bercampur dengan periode otot yang relaksasi. Frekuensi detak jantung melambat dan suhu tubuh menurun (National Sleep Foundation, 2016).

c. Stadium 3 dan 4

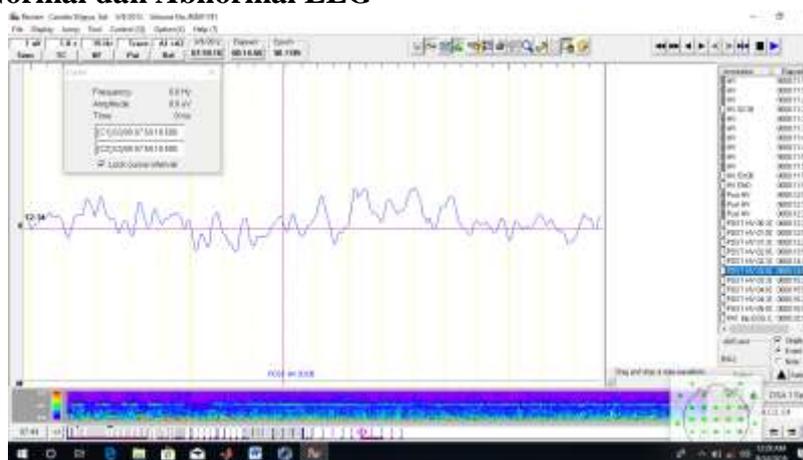
Gelombang *delta* bervoltase tinggi mendominasi gambaran EEG pada stadium III dan stadium IV terdiri dari gelombang tidur yang lambat (Lumbantobing, 2011). Tekanan darah menurun, pernafasan melambat, dan suhu tubuh menurun bahkan menjadi rendah, disertai dengan tidak adanya pergerakan tubuh (National Sleep Foundation, 2016).

EEG (Elektroencefalogram)

Elektroencefalogram adalah suatu alat yang mempelajari gambar dari rekaman aktifitas listrik di otak, termasuk teknik perekaman EEG dan interpretasinya. Sejarah Electroencefalogram pada tahun 1929, seorang psikiater Jerman yang bernama Hans Berger, yang bekerja di kota Jena, mengumumkan bahwa adalah mungkin untuk merekam arus listrik yang lemah yang dihasilkan pada otak, tanpa membuka tengkorak, dan untuk melukiskannya ke suatu kertas. Sinyal EEG dapat diketahui dengan menggunakan elektroda yang dilekatkan pada kepala. Tegangan sinyalnya berkisar 2 sampai 200 μV , tetapi umumnya 50 μV . Frekuensinya bervariasi tergantung pada tingkah laku. Frekuensi EEG normal rata-rata dari 0,1 Hz hingga 100 Hz, namun umumnya antara 0,5 Hz hingga 70 Hz. Hasil perekaman sinyal EEG terkait dengan frekuensi dan amplitudo mempengaruhi diagnostik. Frekuensi EEG dapat diklasifikasikan menjadi lima bagian, yaitu :

Delta (δ)	(0,5 – 4) Hz
Theta (θ)	(4 – 8) Hz
Alpha (α)	(8 – 13) Hz
Beta (β)	(13 – 22) Hz
Gamma (γ)	(22 – 30) Hz

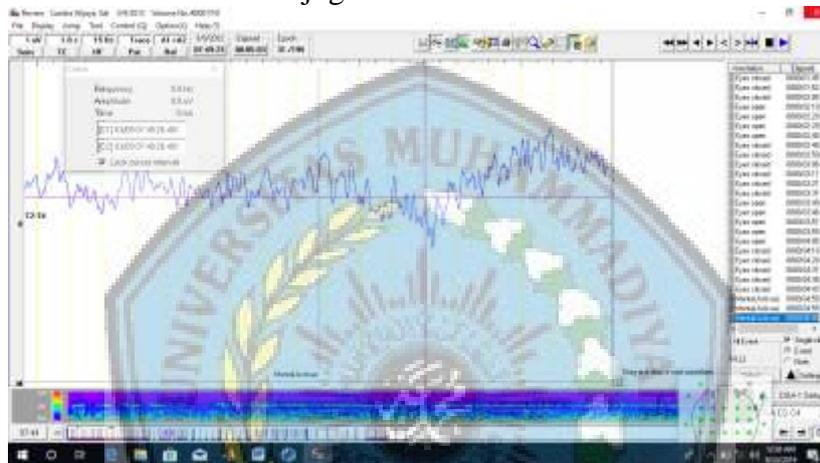
Gelombang Normal dan Abnormal EEG



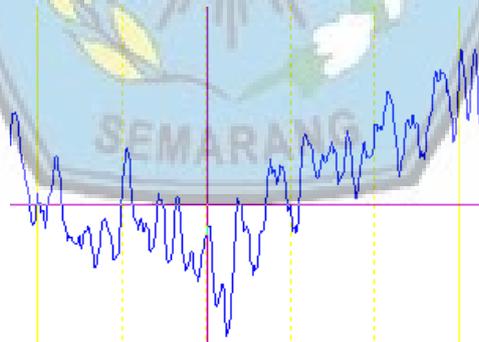
Gambar 2.8 Gambar Perekaman EEG Normal



Segmentasi sinyal EEG Temporal T2-T4 dengan segmentasi 5 s pada gambar terlihat garis kuning putus-putus dan garis jelas pada gelombang normal Theta dalam satuan waktu pengukuran 4-8 Hz pada gambar menunjukkan 8 gelombang pada pasien tidur terjaga 1 gelombang dalam satuan waktu sama juga bernilai 1Hz .



Gambar 2.9 Gambar Perekaman EEG Gangguan



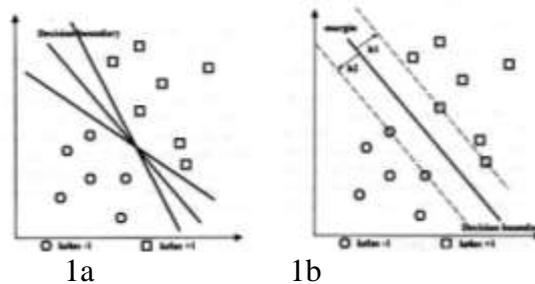
Segmentasi sinyal EEG Temporal T2-T4 dengan segmentasi 5 s pada gambar terlihat garis kuning putus-putus dan garis jelas pada gelombang normal Theta dalam satuan waktu pengukuran 4-8 Hz pada gambar menunjukkan ≥ 8 gelombang yang tidak beraturan dan banyak noise yang ditampilkan pada pengambilan data pasien tidur terjaga 1 gelombang dalam satuan waktu sama juga bernilai 1Hz .

Metode Support Vector Machine

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class pada input space. Gambar 1a memperlihatkan beberapa pattern yang merupakan anggota dari dua buah class : positif (dinotasikan dengan +1) dan negatif (dinotasikan dengan -1). Pattern

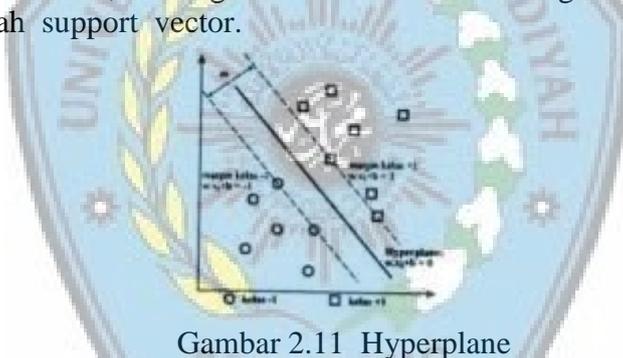


yang tergabung pada class negatif disimbolkan dengan kotak, sedangkan pattern pada class positif, disimbolkan dengan lingkaran. Proses pembelajaran dalam problem klasifikasi diterjemahkan sebagai upaya menemukan garis (hyperplane) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) ditunjukkan pada Gambar 1a.



Gambar 2.10 Support Vector Machine

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua class dapat ditemukan dengan mengukur margin hyperplane tsb. dan mencari titik maksimalnya. Margin adalah jarak antara hyperplane tersebut dengan data terdekat dari masing-masing class. Subset data training set yang paling dekat ini disebut sebagai support vector. Garis solid pada Gambar 1b menunjukkan hyperplane yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua class, sedangkan titik kotak dan lingkaran yang berada dalam lingkaran hitam adalah support vector.



Gambar 2.11 Hyperplane

SVM Linier Upaya mencari lokasi hyperplane optimal ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM. Data yang tersedia dengan fungsi kernel Linier definisi fungsi $K(x,y) = x \cdot y$ dan dinotasikan sebagai $\vec{x}_i \in R^d$ sedangkan label masing-masing dinotasikan $y_i \in \{-1,+1\}$ untuk $i = 1,2,\dots,l$ yang mana l adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua class -1 dan $+1$ dapat terpisah secara sempurna oleh hyperplane berdimensi d yang didefinisikan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0 \dots\dots\dots(2.1)$$

Sebuah pattern \vec{x}_i yang termasuk class -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai pattern yang memenuhi pertidaksamaan:

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 \dots\dots\dots(2.2)$$

sedangkan pattern \vec{x}_i yang termasuk class $+1$ (sampel positif):

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1 \dots\dots\dots(2.3)$$

Sesuai gambar c jika ada data dalam kelas -1 (misalnya, x_a) yang bertempat di hyperplane, Persamaan 1 akan terpenuhi. Untuk kelas -1 dinotasikan dengan

$$w \cdot x_a + b = 0 \dots\dots\dots(2.4)$$

Sementara kelas $+1$ (misal x_b) akan memenuhi persamaan



$$w \cdot x_b + b = 0 \dots\dots\dots(2.5)$$

Dengan mengurangi persamaan (2.4) dan (2.5) di dapatkan

$$w \cdot (x_b - x_a) = 0 \dots\dots\dots(2.6)$$

$x_b - x_a$ adalah vector parallel di posisi hyperplane dan di arahkan dari x_a ke x_b Karena inner-product dalam bernilai nol, arah w harus tegak lurus terhadap hyperplane.

Dengan memberikan label-1 untuk kelas pertama dan +1 untuk kelas kedua prediksi semua data uji akan formula

$$\begin{aligned} y &= +1, \text{ jika } w \cdot z + b > 0 \\ y &= -1, \text{ jika } w \cdot z + b < 0 \end{aligned} \dots\dots\dots(2.7)$$

sesuai gambar hyperplane untuk kelas -1 (garis lurus) adalah data pada support vector yang mempengaruhi persamaan

$$w \cdot x_a + b = -1 \dots\dots\dots(2.8)$$

Sementara hyperplane kelas +1 memenuhi persamaan

$$w \cdot x_a + b = +1 \dots\dots\dots(2.9)$$

Dengan demikian margin dapat dihitung dengan mengurangi persamaan (2.8) dan (2.9) di dapatkan

$$w \cdot (x_b - x_a) = 2 \dots\dots\dots(2.10)$$

Margin hyperplane diberikan oleh jarak antara dua hyperplane dari dua kelas tersebut. Notasi di atas diringkas menjadi

$$\|w\| \times d = 2 \text{ atau } d = \frac{2}{\|w\|} \dots\dots\dots(2.11)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara hyperplane dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|w\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai Quadratic Programming (QP) problem, yaitu mencari titik minimal dengan memperhatikan constraint

$$\min_{\vec{w}} \tau(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 \dots\dots\dots(2.12)$$

$$y_i(\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0, \forall_i \dots\dots\dots(2.13)$$

Problem ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, di antaranya Lagrange Multiplier sebagaimana ditunjukkan pada persamaan (2.6).

$$L(\vec{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i (y_i(\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1)$$

$$(i=1,2,\dots,l) \dots\dots\dots(2.14)$$

α_i adalah Lagrange multipliers, yang bernilai nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan (2.6) dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap w dan b , dan memaksimalkan L terhadap α_i . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradient $L = 0$, persamaan (2.6) dapat dimodifikasi sebagai maksimalisasi problem yang hanya mengandung saja α_i , sebagaimana persamaan (2.7).

Maximize:

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j$$

Subject to:



$$\alpha_i > 0 (i = 1, 2, \dots, l) \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0$$

Dari hasil dari perhitungannya ini diperoleh dengan α_i yang kebanyakan bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan α_i yang positif ini yang disebut support vector.

Metode Naïve bayes classifier

Dalam statistik dan teori probabilitas, teorema Bayes 'menggambarkan kemungkinan suatu peristiwa, berdasarkan pengetahuan sebelumnya tentang kondisi yang mungkin terkait dengan peristiwa tersebut. Ini berfungsi sebagai cara untuk mengetahui probabilitas bersyarat. Mengingat sebuah Hipotesis (H) dan bukti (E), Teorema Bayes 'menyatakan bahwa hubungan antara probabilitas hipotesis sebelum mendapatkan bukti, P (H), dan probabilitas hipotesis setelah mendapatkan bukti, P (H | E), adalah:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H).P(H)}{P(E)} \dots\dots\dots(2.15)$$

Untuk alasan ini, P (H) disebut probabilitas sebelumnya, sedangkan P (H | E) disebut probabilitas posterior. Faktor yang menghubungkan keduanya, P (H | E) / P (E), disebut rasio kemungkinan. Dengan menggunakan istilah-istilah ini, teorema Bayes dapat diulang kembali sebagai:

"Probabilitas posterior sama dengan probabilitas sebelumnya dikalikan rasio kemungkinan."

Kaitan antara naïve bayes dengan klasifikasi, korelasi hipotesis dan bukti dengan klasifikasi adalah bahwa hipotesis dalam teorema bayes merupakan label kelas yang menjadi target pemetaan dalam klasifikasi. Sedangkan bukti merupakan fitur-fitur yang menjadi masukan dalam model klasifikasi. Jika x adalah vector masukan yang berisi fitur dan Y adalah label kelas, Naïve Bayes dituliskan dengan P(Y| X). Notasi tersebut berarti probabilitas label kelas Y didapatkan setelah fitur-fitur X diamati. Notasi ini disebut juga probabilitas akhir (posterior probability) untuk Y, sedangkan P(Y) disebut probabilitas awal (prior probability) Y. Selama proses pelatihan harus dilakukan pembelajaran probabilitas akhir (P(Y|X)) pada model untuk setiap kombinasi X dan Y berdasarkan informasi yang didapat dari data latih. Dengan membangun model tersebut, suatu data uji X dapat diklasifikasikan dengan mencari nilai Y dengan memaksimalkan nilai P(Y|X) yang didapat.

Formulasi Naïve Bayes untuk klasifikasi adalah

$$P(Y|X) = \frac{P(Y) \prod_{i=1}^q P(X_i | Y)}{P(X)} \dots\dots\dots(2.16)$$

P(Y|X) adalah probabilitas data dengan vector X pada kelas Y. P(Y) adalah probabilitas awal kelas Y. P(Y) adalah probabilitas awal kelas Y. $\prod_{i=1}^q P(X_i | Y)$ adalah probabilitas independen kelas Y dari semua fitur dalam vector X. Nilai p(X) selalu tetap sehingga dalam perhitungan perlu prediksi nantinya kita tinggal menghitung bagian $P(Y) \prod_{i=1}^q P(X_i | Y)$ dengan memilih yang tersebar sebagai kelas yang dipilih sebagai hasil prediksi. Sementara probabilitas independen $\prod_{i=1}^q P(X_i | Y)$ tersebut merupakan pengaruh semua fitur dari data terhadap setiap kelas Y, yang dinotasikan dengan

$$P(X|Y = y) \prod_{i=1}^q P(X_i | Y = y)$$

Setiap set fitur $X = \{ X_1, X_2, X_3, \dots, X_q \}$ terdiri atas q atribut (q dimensi).

Umumnya, Bayes mudah di hitung untuk fitur bertipe kategoris seperti pada kasus klasifikasi hewan dengan fitur "penutup kulit" dengan nilai " jenis kelamin" namun untuk fitur dengan tipe numeric (kontinu) ada perlakuan khusus sebelum dimasukkan ke dalam naïve bayes. daranya adalah



1. Melakukan diskretisasi pada setiap fitur kontinu dan mengganti nilai fitur kontinu tersebut dengan nilai interval diskret. Pendekatan ini dilakukan dengan mentransformasi fitur kontineu ke dalam fitur ordinal.
2. Mengasumsikan bentuk tertentu dari distribusi probabilitas untuk fitur kontinu dan memperkirakan parameter distribusi dengan data peatihan .distribusi Gaussian biasanya dipilih untuk mempresentasikan probabilitas bersyarat dari fitur kontinu pada sebuah kelas $P(X_i|Y)$,sedangkan distribusi gaussian dikarakteristikan dengan dua parameter : mean μ , dan varian σ^2 , untuk setiap kelas y_n probabilitas bersyarat kelas y_n untuk fitur X_i adalah

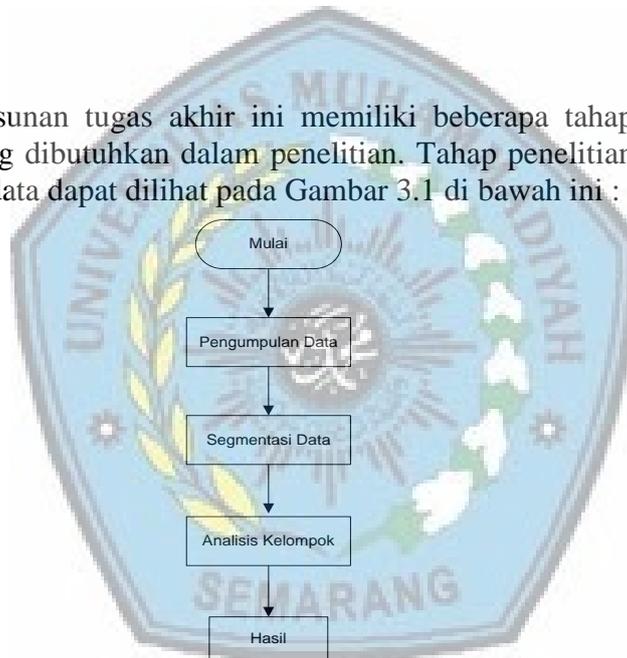
$$P \text{ awal}(X_i= x_i |Y= y_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} \frac{e^{-\frac{(x_i-\mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}}}{\dots\dots\dots(2.17)}$$

Parameter μ_{ij} bisa didapatdari mean Sample $X_i (\bar{x})$ dari semua data latih yang menjadi milik kelas y_i , sedangkan σ_{ij}^2 dapat diperkirakan dari varian sampel (s^2) dari data latih .

METODE

Tahapan Penelitian

Penyusunan tugas akhir ini memiliki beberapa tahapan untuk memperoleh informasi yang dibutuhkan dalam penelitian. Tahap penelitian yang dilakukan untuk memperoleh data dapat dilihat pada Gambar 3.1 di bawah ini :



Gambar 3.1 Kerangka Blok Diagram

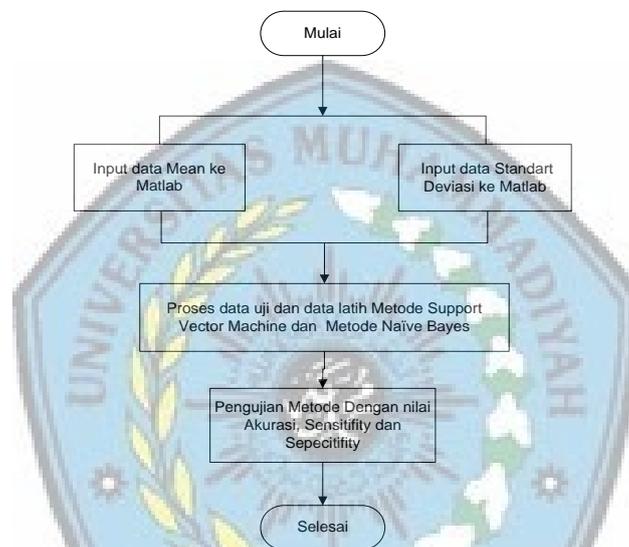
Pengumpulan Data perekaman sinyal *electro encephalo graphy* pada pasien penderita gangguan tidur. Data yang diambil adalah data pada pasien dengan keluhan gangguan tidur. Pengambilan data hasil sampling dengan jumlah 50 data pasien normal dan 50 data pasien tidak normal yang dalam bentuk data numeric yang di olah menggunakan rumus mean dan standar deviasi.

Segmentasi Sampling pemeriksaan pasien gangguan tidur menggunakan alat *electro encephalo graphy* dalam bentuk numeric perekaman secara keseluruhan. Kemudian pengambilan data yang digunakan yaitu data stastik mean dan standar deviasi yang sudah diolah oleh *low pass filter* dengan titik sampling 5 s . Data berbentuk *soft file* excel dengan satuan data π V selanjutnya siap diolah menggunakan *software* Matlab .

Analisis Kelompok Pengelompokan data yang dilakukan secara acak atau yang disebut (*cluster analysis*). Proses *clustering* adalah proses pengelompokan data ke dalam kelompok



berdasarkan parameter tertentu sehingga obyek-obyek dalam sebuah kelompok memiliki tingkat kemiripan yang tinggi satu sama lain dan sangat tidak mirip dengan obyek yang lain pada kelompok yang berbeda. Data tersebut nantinya akan dikelompokkan sesuai dengan karakteristik data tersebut. Dalam data mining terdapat beberapa metode yang dapat mengelompokkan data seperti metode Support Vector Machine metode clustering dengan memaksimalkan hyperplane terbaik antar kedua kelas. Hyperplane pemisah terbaik antar dua kelas ditemukan dengan mengukur margin giperplane dan mencari tiik maksimalnya berbeda dengan metode Naïve Bayes yang mengasumsikan bahwa kehadiran fitur di kelas tidak terkait dengan fitur lainnya, Dalam statistik dan teori probabilitas, teorema Bayes 'menggambarkan kemungkinan suatu peristiwa, berdasarkan pengetahuan sebelumnya tentang kondisi yang mungkin terkait dengan peristiwa tersebut. Ini berfungsi sebagai cara untuk mengetahui probabilitas bersyarat.

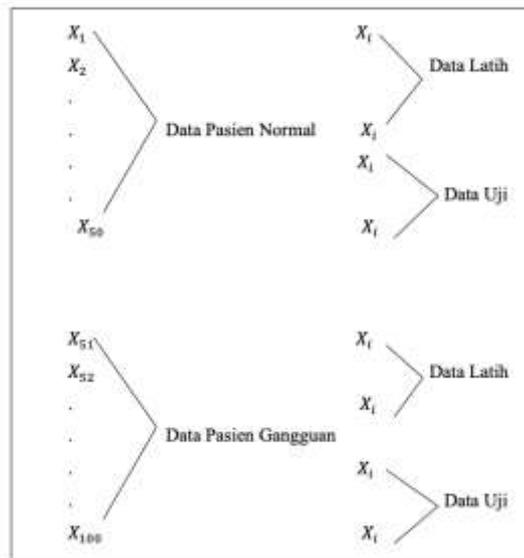


Gambar 3.3 Perencanaan Sistem

AKUSISI DATA

Analisis gangguan tidur dengan menggunakan data 100 pasien yang terdiri dari 50 pasien normal pasien 1- 50 dan 50 pasien gangguan pasien 51-100 pada masing-masing data mean dan standar deviasi. Pada proses pengolahan data support vector machine dan naïve bayes dengan mengolah data latih dan data uji dengan hasil matrik 0 = Normal 1= Gangguan, pada setiap pengujian sebagai berikut :

$X = \text{Data Pasien } 1 - \text{Pasien } 100, i = 1, 2, 3, \dots, 1$



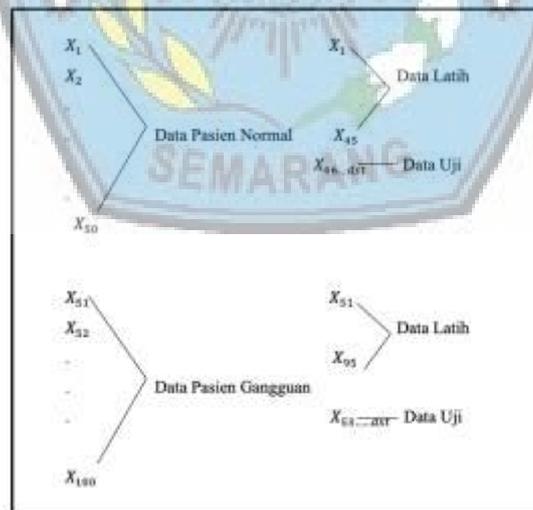
Gambar 3.6 Proses data uji dan data latih

Pengujian data satu pasien

Pengujian dengan data Latih 45 data Pasien dan pengujian 1 data pasien untuk mendapatkan hasil 0 =Normal dan 1 = Gangguan dengan alur sebagai berikut :

X=Data Pasien 1- Pasien 100

Pengujian data satu pasien akan dilakukan dengan data latih 45 pasien normal (1-45) dan 45 pasien gangguan (51-95) dan data yang akan di uji adalah data pasien 46-50 pasien normal dan 96-100 jadi terdapat 10 pengujian yang terdiri dari 5 data normal dan 5 data gangguan pada metode naïve bayes dan *support vector machine* dengan menampilkan hasil 0 = Normal dan 1= Gangguan beserta nilai akurasinya data latih dapat dilihat dari data pasien yang ada di lampiran (data ada bila diminta)



Gambar 3.12 Proses pengujian 1 pasien

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengambilan data set gangguan tidur dengan *Low Pass Filter* pada titik sampling 5 s klasifikasi normal dan abnormal, pengolahan metode *support vector machine* dan *naïve bayes* dengan data *mean* dan *standar deviasi*. Proses analisis dengan 5 pengujian data pada masing-masing metode dengan nilai perbandingan data uji dan latih dengan arti misal 10:40 , 1 nilai



uji artinya pasien [1-10,51-60] dan 4 latih pasien [11-50,61-100]. Berikut perbandingan pengujian 1 (1:49), pengujian2 (10:40), pengujian3 (20:30), pengujian4 (30:20) dan pengujian5 (40:10) dengan menampilkan hasil *akurasi* ,*sensitivity* dan *specificity* untuk mengetahui hasil pengolahannya.

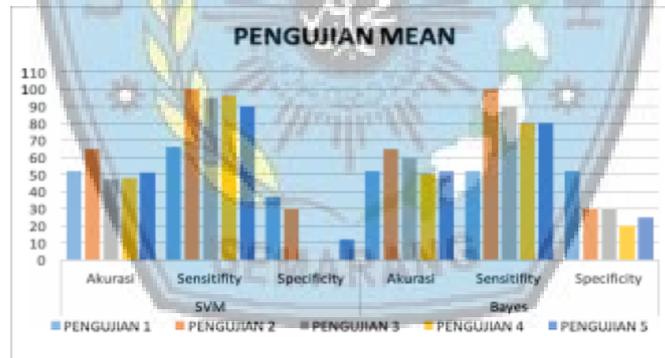
Tabel 4.1 Hasil pengujian perangkat lunak Metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Naïve Bayes Classifier standar deviasi*

STANDAR DEVIASI	SVM			Bayes		
	Akurasi	Sensitifity	Specificity	Akurasi	Sensitifity	Specificity
PENGUJIAN 1	91	89	93	86	75	97
PENGUJIAN 2	95	100	90	95	100	90
PENGUJIAN 3	95	100	90	95	100	90
PENGUJIAN 4	90	93	86	86	80	93
PENGUJIAN 5	88	87	90	75	60	95

Gambar 4.2 Grafik Hasil Pengujian Standar Deviasi

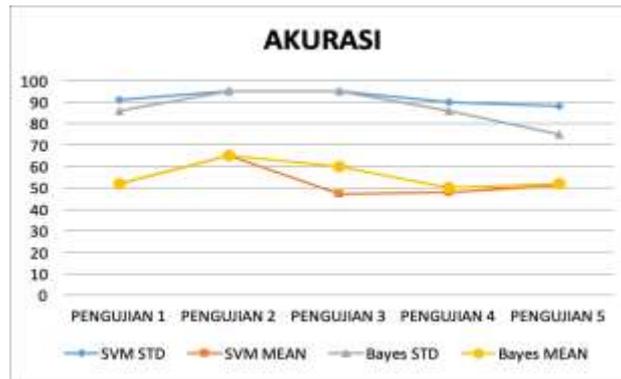
Tabel 4.2 hasil pengujian perangkat lunak Metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Naïve Bayes Classifier mean*

MEAN	SVM			Bayes		
	Akurasi	Sensitifity	Specificity	Akurasi	Sensitifity	Specificity
PENGUJIAN 1	52	66	37	52	52	52
PENGUJIAN 2	65	100	30	65	100	30
PENGUJIAN 3	47	95	0	60	90	30
PENGUJIAN 4	48	96	0	50	80	20
PENGUJIAN 5	51	90	12	52	80	25



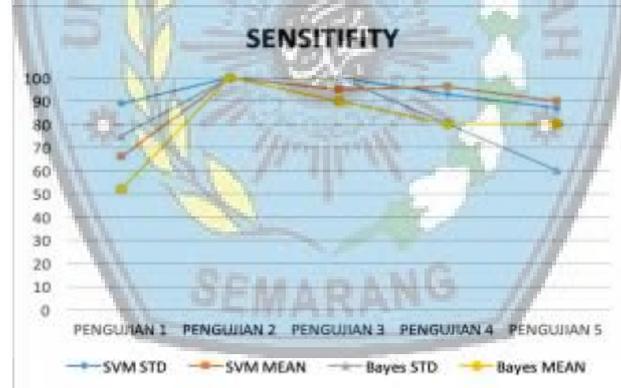
Gambar 4.3 Grafik Hasil Pengujian Mean

Nilai *Akurasi Metode Support Vector Machine* dan *Naïve Bayes* bawah ini hasil grafik akumulasi perbandingan nilai akurasi dari 5 kali pengujian.



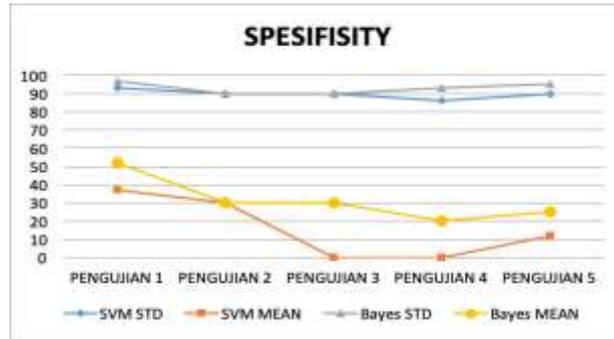
Gambar 4.19 Grafik Perbandingan Nilai Akurasi

Gambar di atas menunjukkan hasil akurasi yang lebih unggul dari perbandingan hasil *metode support vector machine* dan *naïve bayes* pada dua pengolahan data standar deviasi dan mean pada Pengujian 1 data standar deviasi dengan metode support vector machine dengan nilai 91% , pada Pengujian 2 dan Pengujian 3 pengolahan data standar deviasi dengan metode support vector machine dan naïve bayes mendapatkan hasil akurasi yang sama dengan nilai 95 % , pada Pengujian 4 hasil akurasi yang dihasilkan menurun dengan pengolahan data standar deviasi metode support vector machine dengan nilai 90%, dan Pengujian 5 pengolahan data standar deviasi dengan nilai 88% metode support vector machine . Jadi pada pengujian akurasi pada data standar deviasi dan mean dengan metode support vector machine dan naïve bayes menunjukkan pengolahan data standar deviasi pada metode support vector machine yang menunjukkan hasil baik untuk pengujian set data gangguan tidur .



Gambar 4.20 Grafik Perbandingan Nilai Sensitivity

Gambar di atas menunjukkan sensitivity dengan hasil lebih unggul pada perbandingan hasil *metode support vector machine* dan *naïve bayes* pada dua pengolahan data standar deviasi dan mean dapat dilihat pada pengujian1 pengolahan data standar deviasi dengan metode support vector machine dengan nilai 89%, pengujian 2 semua metode dan pengolahan data menunjukkan nilai sensitivity 100%, pengujian 3 pengolahan data standar deviasi pada masing masing metode menunjukkan nilai 87%, pengujian 4 metode support vector machine pada pengolahan data mean dengan nilai 93% dan pengujian 5 pengolahan data mean dengan metode svm dengan nilai 95%. Jadi sensitivity pada 5 pengujian yang dilakukan dengan hasil rata-rata metode support vector machine dengan pengolahan data standar deviasi menunjukkan hasil yang baik untuk set data gangguan tidur.



Gambar 4.21 Gambar Perbandingan Nilai Specificity

Gambar di atas menunjukkan spesificity dengan hasil lebih unggul pada perbandingan hasil *metode support vector machine* dan *naïve bayes* pada dua pengolahan data standar deviasi dan mean dapat dilihat pada pengujian 1 pengolahan data Standar deviasi pada metode naïve bayes dengan nilai 97%. pengujian 2 dan 3 hasil pengolahan data standar deviasi pada metode support vector machine dan naïve bayes samadengan nilai spesificity 90 %, pengujian 4 pengolahan data standar deviasi dengan metode naïve bayes yang menunjukkan nilai 93% dan pengujian 5 pengolahan data standar deviasi dengan metode naïve bayes menunjukkan nilai spesificity 95% . Jadi hasil sensitifity pada 5 pengujian yang dilakukan dengan hasil rata-rata metode naïve bayes dengan pengolahan data standar deviasi menunjukkan hasil yang baik untuk set data gangguan tidur dengan klasifikasi normal dan gangguan.

Pengujian Pasien Baru

Tabel 4.3 Hasil pengujian data pada input satu pasien.

NO	DATA PASIEN	DATA UJI		HASIL UJI			
		MEAN	STD	NAÏVE BAYES	AKURASI	SVM	AKURASI
1	PASIEN 46	-2	9	0	92.5	0	90
2	PASIEN 47	5	10	0	92.5	0	90
3	PASIEN 48	5	21	0	92.5	0	90
4	PASIEN 49	10	10	0	92.5	0	90
5	PASIEN 50	2	12	0	92.5	0	90
6	PASIEN 96	2	187	1	92.5	1	90
7	PASIEN 97	-63	21	0	92.5	0	90
8	PASIEN 98	-41	261	1	92.5	1	90
9	PASIEN 99	-28	300	1	92.5	1	90
10	PASIEN 100	27	200	1	92.5	1	90

Hasil pengujian 10 data pada metode support vector machine dan naïve bayes terdiri dari data latih sebanyak 45 data yang terdiri dari 1-45 data pasien normal dan 51 - 95 data pasien gangguan. Jadi pada pengujian data masing masing pasien dapat di simpulkan 9 data pasien sesuai dengan hasil yang sebenarnya namun pada data pasien 49 yang dinyatakan dia gangguan hasil klasifikasi pada perangkat lunak masih menunjukkan pasien dalam keadaan normal untuk tindakan selanjtnya perlu tinjauan ulang perkembangan pasien tersebut dengan melakukan pengujian ulang pada selang waktu dan hasil akurasi pada metode yang di gunakan cukup baik dengan hasil prosentase mencapai 92,5 % untuk metode naïve bayes dan 90% untuk support vector machine.



KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian pemeriksaan pasien gangguan tidur dengan metode support vector machine dan naïve bayes dengan pengolahan data mean dan standar deviasi didapatkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Metode support vector machine dan naïve bayes dapat digunakan untuk pengelompokan data sinyal eeg pada penderita gangguan tidur dengan menggunakan rumus mean dan standar deviasi hal ini terbukti dengan hasil pengujian pada 10 data pasien dengan hasil 9 pasien sesuai dengan data yang sebenarnya namun 1 pasien tidak sesuai pada pasien 97 dengan kemungkinan pasien dinyatakan gangguan dengan pengolahan data masih dinyatakan normal dengan nilai akurasi pada metode naïve bayes 92.5% lebih baik dari support vector machine 90%.
2. Hasil pengolahan data mean dan standar deviasi menggunakan metode support vector machine dan naïve bayes pada 5 pengujian menghasilkan metode dan pengolahan data yang terbaik dengan hasil akurasi dengan pengolahan data standar deviasi menggunakan metode support vector machine dengan rata-rata hasil 90%. Hasil sensitifity dengan pengolahan data standar deviasi menggunakan metode support vector machine dengan rata-rata hasil 90% dan hasil spesifisity dengan pengolahan data standar deviasi menggunakan metode naïve bayes dengan hasil rata – rata 85%, Jadi pengolahan data dengan rumus statistik standar deviasi lebih baik hasilnya untuk analisis sinyal eeg pada penderita gangguan tidur ini dan metode yang baik digunakan untuk menentukan nilai akurasi dan sensitifity pada analisis ini yaitu metode support vector machine dan pada hasil sensitifity menggunakan metode naïve bayes.

DAFTAR PUSTAKA

- Ardani, 2013. Faktor-Faktor yang mempengaruhi gangguan tidur (Insomnia) pada lansia di Panti Sosial Tresna Wherda Wana Seraya Denpasar Bali.
- Dewanto Meilano Ega Utama.2017. "Analisis Perbandingan Pola Sinyal Delta dan Theta EEG Brainwave untuk Klasifikasi Kondisi Rileks pada Perokok Aktif menggunakan Support Vector Machine ". Fakultas Teknik Elektro. Telkom University
- Eko Prasetyo.2012." Data Mining Konsep dan Aplikasi menggunakan Matlab".Yogyakarta.
- Matlab help 2018 <https://www.mathworks.com/help/stats/classificationnaivebayes-class.html> (Juli 2019)
- Matlab help 2018 <https://www.mathworks.com/help/stats/classificationsvm-class.html> (Juli 2019)
- Noertjahjani dkk. 2017"Deteksi Epilepsi dengan PCA".Universitas Muhammadiyah Semarang.
- Pandeewari, at al. 2015. K-Means Clustering and Naive Bayes Classifier for Categorization of Diabetes Patient. International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology
- Riduwan. 2008. *Dasar-dasar Statistika*. Bandung: ALFABET
- Rizema, 2011. Tips Sehat dengan Pola Tidur Tepat dan Cerdas, Yogyakarta: Buku Biru.
- Rizky Gilang Gumilar.2018. "Analisis Kondisi Rileks Saat Mendengarkan Alquran Berdasarkan Sinyal Delta Theta EEG". Fakultas Teknik Elektro. Telkom University
- Saputra, 2013. Pengantar Kebutuhan Dasar Manusia, Yogyakarta: Numed
- Sudaryanto, 2014. Faktor-faktor yang berhubungan dengan terjadinya insomnia pada lanjut usia di Desa Gayam Kecamatan Sukoharjo Kabupaten Sukoharjo
- Sudijono, Anas. 2010. *Pengantar Statistik Pendidikan*. Jakarta: Rajawali Pers



Sugiyono. 2016. Statistika Untuk Penelitian. Bandung: Alfabeta

WHO. 2012. Health of the Ederly. Geneva: WHO.

Z. Muda, W. Yassin, M.N. Sulaiman and N.I. Udzir, 2011. A K-Means and Naive Bayes Learning Approach for Better Intrusion Detection. Information Technology Journal, 10: 648-655.

