

## BAB II

### Tinjauan Pustaka dan Landasan Teori

#### 2.1 Tinjauan Pustaka

Emosi memiliki peranan penting tidak hanya pada perasaan saja melainkan juga pada pola pikir dan pembuatan keputusan. Dalam membangun sistem komputer yang dapat berinteraksi dengan baik, yang diperlukan ialah dapat mengerti dan memahami emosi terlebih dahulu. Dimana dalam konferensinya, dikatakan salah satu faktor untuk membangun sistem komputer yang memiliki emosi adalah bagaimana sistem tersebut dapat mengolah emosi yang sudah didapat, tidak hanya mengenal emosi saja. Sehingga sistem komputer sebut dapat digunakan untuk mengambil suatu keputusan (Picard, 2007).

Selanjutnya *Data mining* atau penambangan data adalah proses ekstraksi dari prediksi informasi yang tersembunyi dari sebuah kumpulan data. Hasil dari penambangan data dapat berupa pengetahuan baru yang didapatkan dari proses penambangan tersebut. Penambangan data memiliki dua hasil, yaitu sebuah prediksi dan sebuah deskripsi (informasi atau pengetahuan baru). Prediksi ini adalah sebuah proses pengolahan data yang ada pada *dataset* yang menghasilkan sebuah prediksi dimasa yang akan datang. Sedangkan deskripsi lebih focus kepada pencarian pola - pola dan informasi yang menggambarkan keadaan data agar dapat disajikan kepada pengguna data selanjutnya (Geetha, et al., 2008)

Beberapa penelitian yang telah dilakukan untuk mendeteksi emosi manusia, salah satunya menggunakan *Electrocardiograph* (ECG) dan *Electroencephalogram* (EEG). Deteksi emosi menggunakan perangkat ECG dilakukan dengan mendeteksi detak jantung pengguna selama proses rangsangan emosi diberikan, sedangkan deteksi emosi menggunakan perangkat EEG dilakukan dengan mendeteksi aktivitas elektrik dari otak ketika emosi pengguna sedang berubah ketika diberikan rangsangan tertentu (Bajaj & Pachori, 2013). Pada tahun 2013, Bajaj dan pachori melakukan penelitian tentang klasifikasi emosi manusia dengan menggunakan perangkat EEG. Data yang diambil dari empat orang yang sehat, diantaranya dua laki-laki dan dua perempuan yang memiliki umur antara 20-35 tahun. Emosi responden tersebut dipicu dengan menggunakan audio-visual selama stimulus diberikan dan juga data yang digunakan dari EEG tersebut, hanya elektroda pada posisi Fp1/Fp2 dan Fp3/Fp4. Kemudian data tersebut proses agar menjadi sebuah dataset, maka dilakukan beberapa tahap, yaitu *pre-processing*, *Multiwavelet transform*, *features extraction* dan yang terakhir adalah *clasification* dengan menggunakan algoritma *Multiclass least squares support vector machines* (MC-LS-SVM). Akurasi yang didapatkan dari algoritma tersebut sebesar 80,83%.

Kemudian pada penelitian Murugappan, et al. (2007) menggunakan EEG juga untuk melakukan deteksi emosi manusia. Data diambil dari enam orang subjek dengan usia 21-27 tahun dengan menggunakan 63 biosensor. Emosi responden juga dipicu dengan menggunakan audio-visual. Data yang sudah didapat pun dilakukan *preprocessing* data untuk menghilangkan interferensi dengan menggunakan metode *Average Mean Reference* (AMR), *wavelet transform*, *feature extraction*

dan yang terakhir adalah *clasification* dengan menggunakan algoritma Fuzzy C-Mean (FCM) dan Fuzzy K-Mean (FKM).

Pada penelitian lain yang dilakukan oleh Li dan Lu (2009) adalah mendeteksi emosi bahagia dan sedih dengan menggunakan perangkat EEG. Data yang didapatkan dari 10 orang responden. Emosi tersebut dipicu oleh gambar orang dengan ekspresi menangis dan gambar orang dengan ekspresi tertawa. Setelah itu diklasifikasi menggunakan algoritma *common special pattern* (CSP) dan SVM linear didapatkan tingkat akurasi 93,5%. (Li & Lu, 2009).

Penelitian lain mengenai analisis sentimen pada Twitter dengan menggunakan metode *backpropagation* (Habibi, 2016). Data yang dari *tweet* berbahasa Indonesia dan berbahasa Inggris. Setelah itu data yang sudah didapatkan diolah menjadi beberapa tahap juga, yaitu *preprocessing*, tokenisasi, *part of speech tagging*, *stemming*, *load dictionary* dan klasifikasi. Untuk mendapatkan data tersebut dengan cara peneliti menyebarkan kuisioner sebanyak 100 kepada mahasiswa S1 Teknik Informatika Universitas Atma Jaya Yogyakarta, lalu dipilih 30 responden yang telah mengisi data kuisioner dengan benar dalam arti tidak sembarangan mengisi data pada kuisioner terutama pada lembar perasaan dan emosi. Jumlah total *tweet* dari 30 responden adalah 6000 *tweet* dan 25% datanya dijadikan data training, dan hasil dari klasifikasi menggunakan algoritma *backpropagation* menunjukkan terdapat 33,33% emosi positif, lalu emosi netral sebesar 53,33%, dan emosi negatif sebesar 13,33% dengan akurasi dari 85%, *precision* sebesar 0,93, *recall* 0,899 dan *F-measure* sebesar 0,901. Selanjutnya kecenderungan emosi tersebut

digunakan sebagai acuan untuk memberi perilaku yang sesuai dalam proses belajar.

Ada juga penelitian serupa yang menggunakan alat GSR mengenai *affective e-learning* dengan menggunakan emosi oleh Shen, et al pada tahun 2009. Data diambil dari 20 sesi, dimana setiap sesi memiliki waktu selama 40 menit. Dan data yang berhasil diambil 18 sesi, dua datanya lagi dihilangkan karena peletakan sensor yang salah. Dari 18 sesi itu berhasil mendapatkan data sebanyak 11059200 data ( 18 sesi \* 40 menit/sesi \* 60 detik/menit = 11059200). Kemudian data tersebut dipotong menjadi 256/detik, sehingga jika delapan detik data yang dihasilkan 2048. Hasil menunjukkan bahwa data yang akurasi tinggi pada saat belajar dengan *e-learning* menggunakan emosi sebesar 86,3%, yang akurasi tersebut didapatkan dari kombinasi data EEG, *skin conductance* (SC), *heart rate* (HR), dan *blood volume pressure* (BVR) dengan menggunakan algoritma SVM(Support Vector Machine).

Penelitian yang serupa juga dilakukan oleh Granero, et al. (2016), dengan menggunakan tiga alat yaitu GSR, EEG, dan ECG untuk mendeteksi emosi positif, negatif, dan netral terhadap konten *audio visual*. Data yang diambil dari 47 responden yang diantaranya 22 laki-laki dan 25 perempuan yang memiliki umur  $25 \pm 5$  tahun, responden tersebut diberikan konten audio-visual selama 30 menit. Setelah semua data didapatkan maka data tersebut diproses, diekstraksi dan diklasifikasi. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa akurasi tertinggi sebesar 89,76% didapat dari kombinasi data GSR\_SEL dengan HRV\_SEL (atribut dari GSR dan HRV diseleksi, atribut yang paling bagus akan digunakan untuk proses klasifikasi) dengan menggunakan kombinasi

algoritma antara *Multi Class*, *adaBoostM1* dan *Random Forest*. Akan tetapi, untuk data GSR nya sendiri mendapatkan akurasi 77,33% dengan kombinasi algoritma antara *Random Forest with attribute selection* dengan *Random Forest*. Kemudian untuk data GSR\_Sel yang atributnya sudah diseleksi dengan algoritma yang sama seperti kombinasi GSR\_SEL dan HRV\_SEL mendapatkan tingkat akurasi sebesar 85,95%. Selain itu juga, penelitian yang serupa dilakukan oleh (Vijaya & Shivakumar, 2013) yang mengatakan bahwa alat GSR dapat digunakan untuk mendukung terciptanya sistem komputer yang bersifat *Affecting Computing*. Dalam penelitiannya, induksi emosi yang diberikan melalui *audio-visual* dan dianalisis menggunakan *LabView*.

Proses induksi emosi dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa cara. Salah satunya pada penelitian yang dilakukan oleh Hancock, dkk (2008). Induksi emosi negatif menggunakan video, musik dan tugas-tugas yang berat yang harus dilakukan oleh responden untuk memicu emosi stress. Data emosi tersebut didata dengan menggunakan skala Likert (Hancock, et al., 2008).

## **2.2 Landasan Teori**

### **2.2.1. Human Computer Interaction**

Human computer Interaction (HCI)/ Interaksi manusia dengan komputer adalah bidang ilmu yang mempelajari tentang perancangan, implementasi dan penggunaan terhadap sistem, sehingga sistem tersebut dapat digunakan secara efisien dan efektif. Desain HCI juga mempertimbangkan beberapa aspek perihal dengan kebutuhan manusia agar sistem tersebut dapat digunakan dan memberikan hasil dengan optimal.

Selain itu dalam HCI memiliki beberapa tingkatan yang dibagi menjadi tiga aspek, yaitu fisik, kognitif, dan afektif. Pertama aspek fisik adalah aspek yang mempertimbangkan mekanis interaksi pengguna dengan komputer. Kedua aspek kognitif adalah aspek memperhatikan apakah pengguna dapat dengan mudah memahami atau menggunakan sistem tersebut dalam berinteraksi dengan komputer. Dan yang ketiga aspek afektif adalah aspek yang memperhatikan bagaimana pengguna berinteraksi dengan komputer menjadi betah dan menyenangkan dalam melakukan interaksi pada sistem komputer melalui perubahan perilaku dan emosi terhadap pengguna (Karray, et al., 2008).

#### **2.2.2. Afeksi, Emosi dan Mood**

Afeksi adalah berhubungan dengan semua perasaan manusia yang mencakup emosi dan *mood*. Emosi adalah perasaan yang terjadi pada manusia yang disebabkan oleh suatu rangsangan tertentu yang hanya bersifat sementara. Sedangkan *mood* adalah perasaan yang terjadi pada manusia yang berlangsung cukup lama yang disebabkan oleh emosi yang berlangsung selama beberapa waktu (Picard, 2007).

#### **2.2.3. Affective Computing**

*Affecting Computer* adalah ilmu dan pengembangan tentang perangkat dan sistem yang dapat mengenali dan memberikan respon sesuai kondisi emosi penggunanya. Istilah ini sendiri pertama kali dicetuskan oleh Picard pada tahun 2007, dalam konferensinya tentang pembangunan sistem yang dapat mengenal emosi penggunanya.

*Affective computing* terbagi menjadi empat kategori yang dapat dilihat pada Table 2.1.

Tabel 2.1. Empat kategori *Affective Computing*

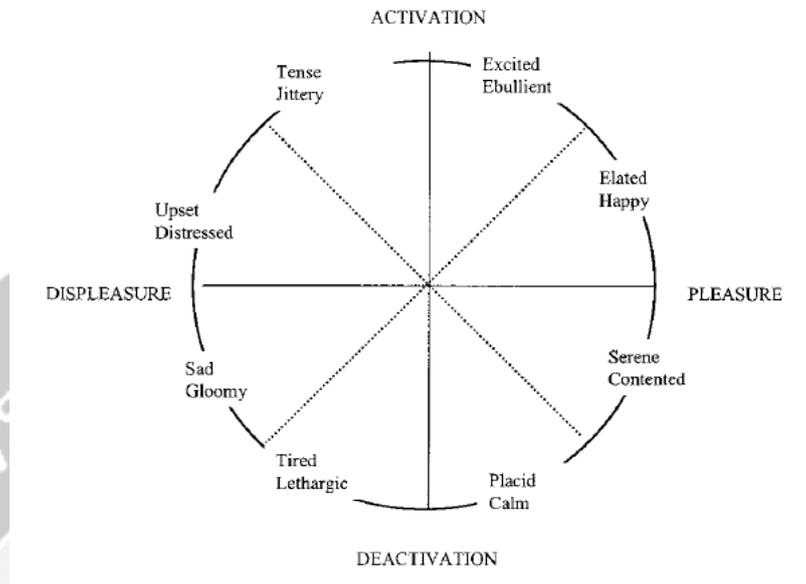
<b>Komputer</b>	<b>Tidak dapat mengekspresikan afeksi</b>	<b>Dapat mengekspresikan afeksi</b>
<b>Tidak dapat memahami afeksi</b>	I	II
<b>Dapat memahami afeksi</b>	III	IV

- I. Pada kategori pertama, komputer tidak dapat memahami emosi dan sistem komputer tidak dapat berinteraksi lebih baik dari manusia dengan manusia.
- II. Pada kategori kedua, sistem komputer tidak dapat memahami afeksi, tetapi dapat mengekspresikan afeksi. Sebagai contoh siri pada perangkat iphone, dimana siri dapat memberikan tanggapan dari berbagai emosi. Tetapi tidak dapat memahami afeksi dari pengguna.
- III. Pada kategori ketiga, sistem komputer dapat memahami dan memberikan respon terhadap emosi pengguna, tetapi tidak dapat mengekspresikan emosi itu sendiri.
- IV. Pada kategori keempat, sistem komputer dapat memahami dan mengekspresikan emosi. Apabila suatu sistem kategori telah mencapai

kategori ini, maka sistem komputer tersebut bersifat "personal" dan bersifat "user friendly".

#### **2.2.4. Klasifikasi Emosi Manusia dalam Dimensi Arousal Valence**

Dimensi *arousal-valence* merupakan cara klasifikasi emosi manusia dengan membaginya kedalam dua dimensi, yaitu *arousal* dan *valence*. Gambar 2.1 *Arousal* adalah dimensi yang menyatakan keaktifan dari emosi manusia. Biasanya, dimensi *arousal* direpresentasikan dengan nilai *low arousal* yang menandakan bahwa emosi tidak aktif, sampai dengan *high arousal* yang menyatakan bahwa emosi aktif. *Valence* adalah dimensi yang menunjukkan positif atau negatifnya emosi yang dirasakan manusia. Biasanya direpresentasikan dalam dengan nilai *positive valence* yang menandakan bahwa emosi yang dirasakan bersifat positif dan *negative valence* yang menandakan bahwa emosi yang dirasakan bersifat negatif (Russell, 2003).



Gambar 2.1. Dimensi *arousal-valence* manusia.

(Russell, 2003)

#### 2.2.5. Setting Eksperimen Emosi Manusia

Secara umum untuk model pengambilan data emosi manusia dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu:

##### a) *Naturalistic Settings*

*Naturalistic Settings* adalah setting eksperimen dengan observasi yang dilakukan pada kehidupan responden penelitian secara natural. Dimana data yang dikumpulkan dapat dilakukan dengan beberapa cara, seperti: laporan pribadi, *survey*, dan *diary* (Ebrahim, 2001)

##### b) *Laboratory Settings*

*Laboratory Settings* adalah setting eksperimen yang dilakukan di suatu tempat yang sudah diatur sedemikian rupa, sesuai

eksperimen yang ingin dilakukan oleh peneliti (Nummenmaa & Niemi, 2004).

#### **2.2.6. Galvanic Skin Response (GSR)**

Galvanic Skin Response (GSR) adalah salah satu alat dari beberapa alat dermal elektro (EDR). EDR sebenarnya adalah istilah medis untuk perubahan resistensi kulit yang dikarenakan oleh kondisi psikologis. Perubahan resistensi kulit tersebut terjadi karena interaksi pada suatu peristiwa dengan keadaan psikologis seseorang dan menyebabkan perubahan kelenjar keringat seseorang menjadi aktif. Alat ini juga dapat digunakan untuk mendeteksi emosi seseorang, seperti stress dengan cara melihat perubahan kelenjar keringat menjadi lebih aktif dari sebelumnya (Vijaya & Shivakumar, 2013).

#### **2.2.7. Data Mining dan Temporal Data Mining**

Data mining adalah proses untuk menemukan pola terhadap data dalam jumlah yang besar. Pola yang ditemukan harus memiliki makna dan dapat digunakan. Dengan tujuan untuk menemukan sebuah informasi dari dataset dan mengubahnya kedalam bentuk struktur yang bias dipahami (Witten, et al., 2011). Dalam hal ini *data mining* dikelompokkan menjadi dua kategori, yaitu *predictive* dan *descriptive* (Han, et al., 2012) :

##### *a. Predictive*

*Predictive mining* adalah proses pencarian pola-pola dari kumpulan data menggunakan variabel tertentu yang mungkin akan terjadi di waktu yang akan datang. Proses ini dilakukan dengan cara analisis kepada kumpulan data

secara urut dan membentuk satu atau beberapa kumpulan model yang dapat digunakan untuk memprediksi karakteristik dari kumpulan data baru.

*b. Descriptive*

*Descriptive mining* adalah proses pencarian karakter serta informasi tertentu yang penting dalam suatu kumpulan data. Dalam hal ini *descriptive mining* memiliki tugas, yaitu melakukan penyelidikan atas informasi yang bisa didapatkan dari kumpulan data tertentu. Informasi yang didapatkan perlu dilakukan proses validasi dan pemberian penjelasan pada temuan baru yang terdapat pada data.

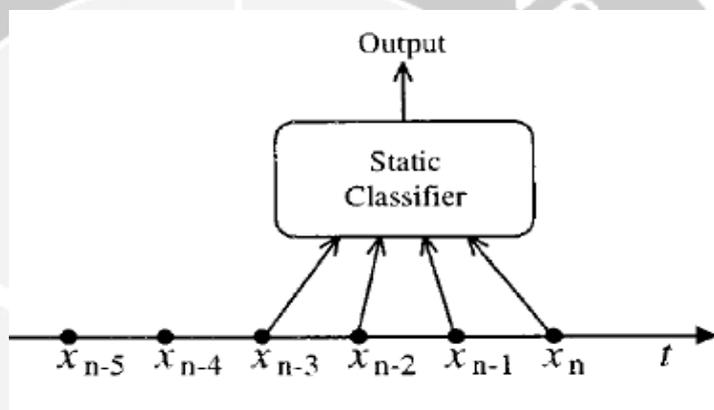
Kemudian temporal data mining adalah teknik penambangan data yang dilakukan pada *database temporal*. Database temporal adalah data yang memiliki sifat temporal atau memiliki unsur waktu. Data pada *database temporal* memiliki unsur *time series*, dimana data tersebut disusun berdasarkan waktu tertentu. Dengan demikian, *temporal data mining* adalah teknik untuk menganalisa data yang besar dengan mempertimbangkan unsur waktu pada data tersebut (Mitsa, 2010).

Perbedaan utama antara klasifikasi statis dengan klasifikasi data temporal terletak pada unsur waktu. Dimana klasifikasi statis tidak ada ikatannya antara satu data dengan data lain sedangkan klasifikasi temporal harus dilakukan secara berurutan dari data yang terkumpul. Dalam hal ini klasifikasi temporal dibagi menjadi dua

bagian dalam melakukan proses data pada temporal data (Haselsteiner & Pfurtscheller, 2000) yaitu:

a) *External Temporal Processing*

External Temporal Processing adalah pengolahan data temporal dimana unsur waktu dari kumpulan data dilakukan diluar proses klasifikasi yang dapat dilihat pada Gambar 2.2.



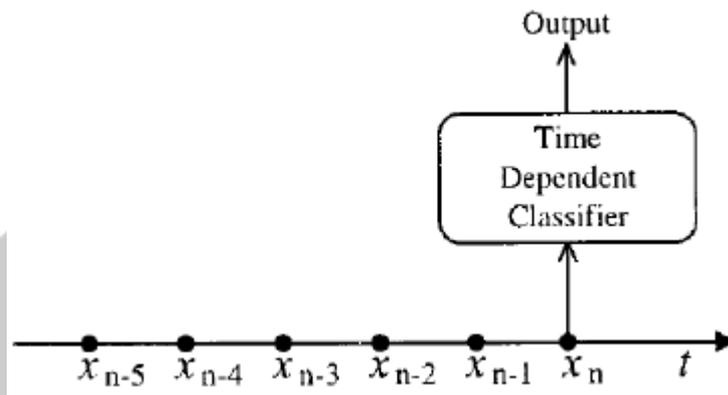
Gambar 2.2. External Temporal Processing.

(Haselsteiner & Pfurtscheller, 2000)

Dapat dilihat pada gambar 2.2. bahwa data yang telah dikumpulkan akan dibentuk ulang lagi. Kemudian dari pola tersebut akan merepresentasikan bentuk baru dari kumpulan data temporal sebelumnya. Dan juga untuk proses klasifikasinya dapat menggunakan klasifikasi statis.

b) *Internal Temporal Processing*

*Internal Temporal Processing* dimana unsur waktu akan dilakukan bersamaan dengan proses klasifikasi seperti pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3. Internal Temporal Processing.

(Haselsteiner & Pfurtscheller, 2000)

#### 2.2.8. ***Principle Component Analysis dan Independent Component Analysis***

Metode statistic yang sering digunakan untuk mengelolah sinyal adalah *Principle Component Analysis (PCA)* dan *Independent Component Analysis (ICA)*. PCA adalah sebuah metode yang dapat digunakan untuk mengekstraksi informasi dari kumpulan data seperti data sinyal GSR. Parameter yang digunakan pada PCA untuk mengekstrasi data GSR adalah rata-rata, varian, dan standar deviasi. ICA adalah metode yang digunakan untuk mencari informasi yang tersembunyi dari kumpulan data dimana faktor independen yang ditelusuri secara statistic dan non Gaussian. Parameter yang sering digunakan dalam mengekstrak sinyal GSR adalah Skewness dan kurtosis. Parameter-parameter yang akan digunakan dalam analisa sinyal GSR sebagai berikut :

##### a) Rata-rata (*Mean*)

*Mean* adalah nilai rata-rata dari kumpulan data. Nilai *mean* dapat dihitung dengan cara

menghitung semua jumlah nilai kumpulan data kemudian dibagi dengan banyaknya jumlah kumpulan data tersebut.

b) Standar Deviasi (*Standard Deviation*)

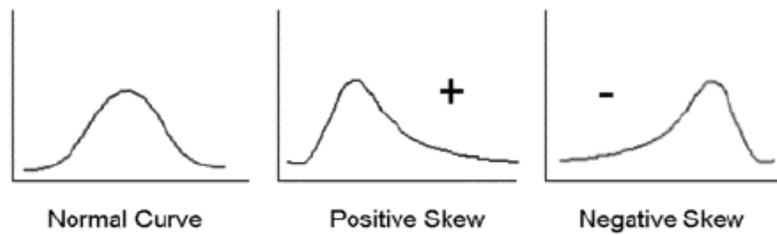
Standar Deviasi adalah ukuran sebaran suatu distribusi. Selain itu standar deviasi adalah sebuah nilai yang menunjukkan seberapa banyak variasi yang terdapat pada mean atau nilai yang diharapkan. Nilai standar deviasi yang rendah menunjukkan bahwa nilai dari data-data tersebut dekat dengan nilai *mean* atau nilai yang diharapkan, begitu juga sebaliknya bila nilainya tinggi maka nilai tersebut jauh dari nilai *mean* atau nilai yang diharapkan.

c) Varian (*Variance*)

Varian adalah selisih nilai data observasi dari nilai *mean*. Kemudian dibagi dengan jumlah observasinya, varian digunakan untuk mengetahui seberapa jauh persebaran dari nilai hasil observasi terhadap *mean*.

d) *Skewness*

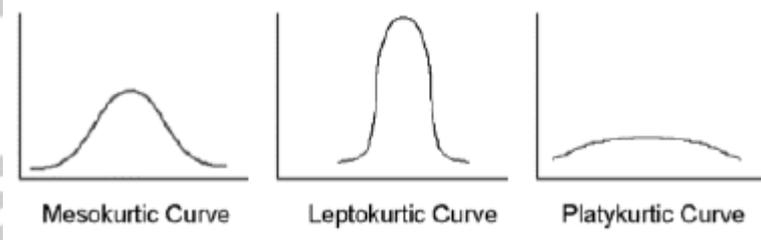
*Skewness* adalah parameter yang mendefinisikan penyimpangan atau kemiringan dari kesimetrisan distribusi normal atau Gaussian pada sekumpulan data. Nilai *skewness* akan bernilai nol apabila distribusi data simetris dengan baseline begitu juga sebaliknya. *Skewness* akan bernilai positif bila ekor lebih condong kekanan dan sebaliknya yang dapat dilihat pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4. Parameter Skewness

e) *Kurtosis*

*Kurtosis* adalah parameter yang mendefinisikan kepuncakan dan kedataran dari suatu distribusi pada kumpulan data. Ada tiga jenis distribusi, yaitu: nilai kurtosis nol (distribusi *mesokurtic*), nilai kurtosis positif (distribusi *leptokurtic*), dan nilai kurtosis negatif (distribusi *platykurtic*) seperti pada Gambar 2.5



Gambar 2.5. Parameter Kurtosis

**2.2.9. Algoritma Random Forest**

Skema Algoritma *random forest* ini pertama kali dikatakan oleh Leo Breiman pada tahun 2000, dimana skema ini digunakan untuk melakukan prediksi pada sekumpulan *decision tree* yang berkembang dengan pemilihan secara acak pada sub ruang data. Sehingga algoritma *random forest* dapat juga digunakan sebagai

model klasifikasi yang dikembangkan dari *decision tree* berdasarkan pencarian dan pemilihan data yang diambil secara acak. Kelas yang telah dibentuk melalui klasifikasi dipilih dari kelas yang paling banyak yang dihasilkan oleh *decision tree*.

#### 2.2.10. Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA)

WEKA adalah sebuah perangkat lunak yang menyediakan berbagai algoritma yang dapat digunakan pada berbagai macam *dataset* dan juga melakukan perubahan *dataset*. Perangkat ini juga berbasis *open source* dibuat dengan menggunakan *java*. Selain itu *weka* juga menyediakan *method-method* untuk menyelesaikan proses penambangan data seperti: *regresi*, *klasifikasi*, *clustering*, *rules*, pemilihan atribut dan juga visualisasi data (Witten, et al., 2011).

Dalam WEKA terdapat *library* kelas *java* yang lengkap untuk diimplementasikan metode mesin belajar dan juga algoritma data mining. Kelebihan dari WEKA adalah mempunyai banyak algoritma data mining dan selalu *up-to-date* dengan algoritma-algoritma yang baru. *Weka* memiliki empat jenis *test option* yang dapat digunakan untuk melakukan proses klasifikasi. Keempat jenis *test option* tersebut sebagai berikut :

##### a) *Use training set*

Klasifikasi yang menggunakan satu *dataset* untuk melakukan pelatihan. Dari seluruh data yang dilatih sebelumnya juga digunakan untuk proses pengujian.

b) *Supplied test set*

Klasifikasi yang dilakukan dengan cara memprediksi seberapa baik satu dataset yang diambil dari sebuah data tertentu yang sudah disediakan untuk diuji. Prosesnya data latih akan diuji dengan menggunakan data uji yang sudah disediakan dan juga berbeda dengan data yang dilatih pada klasifikasi.

c) *Cross-validation*

Klasifikasi yang dilakukan dengan cara menggunakan jumlah *fold* tertentu yang dapat diinput manual dan nilai *fold default* diberi nilai 10. Proses pengujiannya akan dilakukan sebanyak nilai *fold* yang diberikan serta dibentuk subset sebanyak nilai *fold*. Kemudian data yang akan diuji menggunakan *subset* yang terbentuk dan sisanya digunakan untuk data latih.

d) *Percentage split*

Klasifikasi yang dilakukan dengan cara melakukan pembagian data uji dengan data latih pada satu *dataset* dengan menggunakan presentase. Kegunaan presentase tersebut adalah untuk proses pelatihan dan sisanya adalah data yang akan diuji.

Selain itu juga terdapat dua jenis filtrasi yang termasuk dalam proses *preprocessing*, yaitu *supervised* digunakan untuk filtrasi pada proses klasifikasi, sedangkan *unsupervised* digunakan untuk proses *clustering*.