

Gambar 2.6 Evaluasi SD untuk Kata Kansei

Selanjutnya kita melakukan pengamatan atau penelitian untuk mengetahui kaitan antara kata Kansei dan elemen desain berdasarkan hal yang kedua. Sedangkan berkaitan dengan point ketiga, kita menggunakan teknologi komputer seperti *Artificial Intelligence*, *Model Neural Network*, *Algoritma Genetik*, dan *Logika Fuzzy* yang dapat digunakan dalam KES untuk membangun *database* dan *inference system* komputer. Terakhir kita dapat menyesuaikan *database* berdasarkan trend kata Kansei dengan meletakkan kata Kansei baru setiap tiga atau empat tahun.

2.4.1 Prosedur Rekayasa Kansei

Dalam rekayasa Kansei terdapat tiga tipe dari prosedur Rekayasa Kansei tipe I, tipe II, dan tipe III. Berikut penjelasan dari masing-masing tipe :

1. Rekayasa Kansei Tipe I : Klasifikasi Kategori

Klasifikasi kategori adalah suatu metode di mana kategori Kansei dari produk diuraikan ke dalam pohon struktur untuk mendapatkan rancangan rinci.

Proyek dimulai dengan mengklasifikasikan konsep level nol ke dalam sub konsep, yaitu level-1, level-2, ... , sampai level ke-n sub konsep, hingga mereka mencapai spesifikasi rancangan produk.

2. Rekayasa Kansei Tipe II : Sistem Komputer

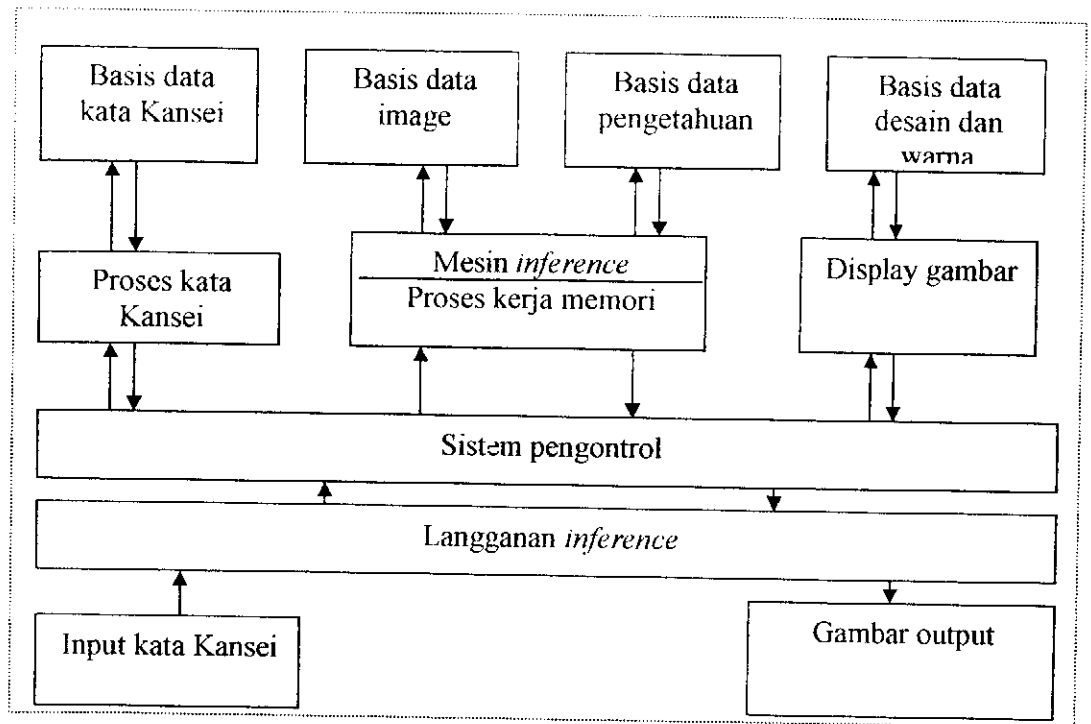
Rekayasa Kansei Tipe II merupakan Sistem Rekayasa Kansei berbantuan komputer dengan sistem pakar atau inferensi untuk mentransfer perasaan pelanggan dan citra ke dalam rancangan rinci. Dasar-dasar arsitektur Sistem Rekayasa Kansei terkomputerisasi memiliki empat buah basis data, yaitu :

a. Basis Data Kansei

Kata-kata kansei menjadi representasi perasaan pelanggan terhadap produk yang dikumpulkan dari pembicaraan dengan penjual di pasar atau dari majalah industri. Setelah membangun skala SDS dan mengevaluasi jumlah produk dalam skala SDS, data terevaluasi dianalisa dengan analisa faktor. Hasil dari analisis faktor menghasilkan ruang tujuan kata-kata Kansei, yang menjadi sumber basis data kata-kata Kansei yang dibangun ke dalam sistem.

b. Basis Data Citra (Image)

Hasil evaluasi dengan SDS dianalisis dengan teori kuantitatif Hayashi tipe I (Hayashi 1976) yang merupakan tipe dari analisa regresi darab untuk data kualitatif. Melalui analisa ini, kita dapat memperoleh daftar hubungan (kaitan) statistik antara kata-kata Kansei dan elemen-elemen desain. Sehingga kita dapat mengidentifikasi kata-kata Kansei yang memberikan kontribusi terhadap item-item rincian desain tertentu. Sebagai contoh, jika pelanggan menginginkan sesuatu yang “indah”, kata Kansei ini berkorespondensi terhadap beberapa rincian desain dalam sistem. Data ini membangun basis data citra (*image*) dan basis data aturan (*rule base*).



Gambar 2.7 Struktur *Kansei Engineering System*

c. Basis Pengetahuan

Basis pengetahuan terdiri dari aturan-aturan yang dibutuhkan untuk memutuskan tingkat korelasi antara item-item rincian desain dengan kata-kata Kansei. Beberapa aturan dihasilkan dari perhitungan Teori Kuantifikasi, prinsip-prinsip kondisi warna, dan sebagainya.

d. Basis Data Desain dan Warna

Rincian desain di dalam sistem diimplementasikan ke dalam bentuk basis data desain dan basis data warna, secara terpisah. Semua rincian desain terdiri dari aspek-aspek desain yang berkorelasi dengan masing-masing kata Kansei. Kombinasi komponen desain dan warna dikeluarkan oleh sistem inferensi dan ditayangkan dalam bentuk grafis pada layar.

3. Rekayasa Kansei Tipe III : Pemodelan Rekayasa Kansei

Dalam Rekayasa Kansei tipe III, suatu model matematis dibangun berdasarkan basis peraturan yang rumit untuk mencapai keluaran ergonomis dari kata-kata Kansei. Dalam prosedur ini, model matematis diterapkan sebagaimana peranan logika ke basis aturan. Sebagai contoh Fukushima dan para koleganya di Sanyo menerapkan Rekayasa Kansei terhadap Printer Warna (Fukushima *et.al*, 1995). Mereka sukses dalam pengembangan printer warna cerdas yang memberikan perubahan dari warna orisinal menjadi lebih indah dan mengacu pada warna kulit muka (*face skin color*) dengan Logika *Fuzzy* Kansei.

2.4.2 Prosedur Kansei Engineering System

Pelanggan menginputkan kata-kata tentang citra berkaitan dengan produk yang dimasukkan ke dalam KES. Basis data KES memeriksa apakah dapat menerima kata-kata Kansei tersebut atau tidak. Jika dapat diterima kata-kata tersebut dikirimkan ke basis pengetahuan. Motor inferensi bekerja dengan mencocokkan basis peraturan dan data citra dan memutuskan aspek-aspek dari rincian desain. Selanjutnya KES menayangkan komponen dan warna yang sesuai pada layar.

2.4.3 Membangun KES

Pertama kali perancang KES harus memutuskan domain produk secara spesifik. Jika perusahaan ingin membuat model mobil baru dan komponen yang terkait dengan desain interior, maka perancang harus memutuskan apakah obyek risetnya mengenai desain *dashboard*, desain kemudi, atau obyek lainnya.

Perekayasa KES mengumpulkan kata-kata Kansei dan membangun skala SDS dari kata-kata tersebut. Dengan mengumpulkan sejumlah 20 sampai 30 desain kemudi, kolega yang terkait berusaha untuk mengestimasi kata-kata tersebut dengan skala SDS. Setelah data dianalisis dengan analisis faktor dan Teori Kuatifikasi tipe I, perekayasa KES membuat empat basis data, motor inferensi dan sistem kendali, berbasis pada prosedur sistem pakar.

2.4.4 Aspek-Aspek Penerapan KES

Terdapat 2 aspek penerapan KES yang perlu diperhatikan, yaitu :

1. KES Pendukung Pelanggan

Misalnya seorang pelanggan ingin membeli pakaian atau rumah dan memiliki Kansei atau perasaan terkait dengan produk yang dikehendakinya. Dengan duduk di depan komputer KES mampu memahami keinginan pelanggan tersebut melalui motor inferensi dan menghasilkan keputusan akhir dari komputer sesuai dengan keinginan pelanggan untuk kriteria produk tersebut. KES pendukung pelanggan untuk memutuskan pilihan tentang produk, misalnya untuk busana wanita disebut FAIMS (*Fashion Image System*) dan untuk rumah disebut HULIS (*Human Living System*) (Nagamachi, 1991).

2. KES Pendukung Desainer

Penerapan KES lainnya membantu desainer dalam perancangan produk baru. Dengan memasukkan kata-kata yang mewakili citra desainer ke dalam KES dapat diketahui keluaran hasil perhitungan dalam Rekayasa Kansei pada layar. Jika grafik yang ditayangkan berbeda dari citra desainer, ini dapat diubah dalam hal desain bangun (*shape*) dan warna dengan cara prosedur pengubahan KES.

2.5 Skala Pengukuran

Pengukuran merupakan suatu proses suatu angka atau simbol dilekatkan pada karakteristik atau properti suatu stimuli sesuai dengan aturan atau prosedur yang telah ditetapkan (Subash Sharma, 1996). Misalkan orang dapat digambarkan dari karakteristik seperti umur, pendidikan, pendapatan, jenis kelamin atau preferensi terhadap merek suatu barang tertentu. Skala pengukuran yang sesuai dapat digunakan untuk menunjukkan karakteristik ini.

Menurut Steven (1946) skala pengukuran dapat dikelompokkan menjadi empat jenis, yaitu : skala nominal, ordinal (likert), interval dan rasio.

1. Skala Nominal

Skala nominal merupakan skala pengukuran yang menyatakan kategori, atau kelompok dari suatu subyek. Misalkan variabel jenis kelamin, responden dapat dikelompokkan ke dalam dua kategori, yaitu kode A untuk laki-laki dan B untuk perempuan. Angka ini hanya berfungsi sebagai label atau kategori tanpa nilai intrinsik dan tidak memiliki arti apa-apa. Skala pengukuran disebut skala nominal dan hasil perhitungan dinyatakan sebagai data nominal.

2. Skala Ordinal

Skala ordinal merupakan skala yang tidak hanya mengkategorikan variabel ke dalam kelompok, tetapi juga melakukan ranking terhadap kategori. Sebagai contoh, pengukuran preferensi responden terhadap empat merek produk A,B,C, dan D. Di sini responden diminta untuk memberikan ranking terhadap merek tersebut dengan memberi angka 1 untuk merek yang paling disukai, 2 untuk ranking kedua, dan seterusnya.

Meskipun perbedaan angka antara merek satu dengan lainnya sama, kita tidak dapat menentukan seberapa besar nilai preferensi dari satu merek terhadap merek lainnya. Kategori antar merek tidak menggambarkan perbedaan yang sama (*equal differences*) dari ukuran atribut. Pengukuran ini disebut pengukuran ordinal dan datanya disebut data ordinal. Skala ini sering dipakai dalam penyusunan kuisioner.

3. Skala Interval

Pada skala ini responden memberikan nilai (*rate*) terhadap preferensi merek sesuai dengan lima skala penilaian atau lima tingkat jawaban, seperti ada tabel 2.7 berikut :

Tabel 2.7 Skala Penilaian Preferensi

Nilai Skala	Preferensi
1	Preferensi sangat tinggi
2	Preferensi tinggi
3	Preferensi moderat
4	Preferensi rendah
5	Preferensi sangat rendah

Jika asumsi yang dibangun adalah urutan kategori menggambarkan tingkat preferensi yang sama, dapat dikatakan bahwa perbedaan preferensi konsumen untuk dua merek yang mendapat rating 1 dan 2 adalah sama dengan perbedaan preferensi untuk dua merek yang memiliki rating 4 dan 5. Namun demikian tidak dapat dikatakan bahwa preferensi responden terhadap merek yang mendapat nilai 5 nilainya lima kali preferensi untuk merek yang mendapat rating 1.

4. Skala Rasio

Skala rasio adalah skala interval dan memiliki nilai dasar (*based value*) yang tidak dapat dirubah. Misalkan umur responden memiliki nilai dasar nol. Skala rasio dapat ditransformasikan dengan cara mengalikan dengan konstanta, tetapi transformasi tidak dapat dilakukan dengan cara menambah konstanta karena hal ini akan merubah nilai dasarnya.

Skala Perbedaan Semantik (*Semantic Differential Scale*) yang dikembangkan oleh Osgood merupakan teknik untuk membandingkan arti dari kata-kata yang dimiliki oleh manusia (Ern Griffin, 1991). Seseorang mampu meletakkan keinginannya yang diklasifikasikan ke dalam obyek, keinginan, atau kepada orang lain jika kita memiliki pengukuran obyektif yang menunjukkan hal tersebut (Osgood, *et.al*, 1957). Kelompok responden melakukan pengukuran dengan menggunakan sejumlah titik skala dan memberikan deskripsi pada ujung skala dengan sifat kebalikannya. Untuk konsistensi pemberian nilai, dilakukan penyeragaman kutub penilaian. Untuk sisi sebelah kanan cenderung menunjukkan skala yang tidak disukai dari skala evaluatif (buruk, jelek, tidak berharga, dll). Sedangkan kutub sebelah kiri untuk kutub yang disukai (bagus, baik, berharga) (Osgood, 1957).

Untuk mengevaluasi pasangan kata dapat dipetakan ke dalam wilayah (James C. McCroskey) :

1	2	3	4	5	6	7
Sangat berkaitan	berkaitan	Sedikit berkaitan	netral	Sedikit berkaitan	Berkaitan	Sangat berkaitan

Tabel 2.8 Skala *Semantic Differensial*

Ada tiga kelompok bipolar dalam penerapan teknik ini. Kelompok tersebut adalah sebagai berikut (Osgood *et.al*, 1957) :

1. Kelompok faktor pengukur evaluasi, seperti baik-buruk, positif-negatif, benar-salah.
2. Kelompok faktor pengukur potensi, seperti kuat-lemah, berat-ringan, keras-lunak.
3. Kelompok faktor pengukur aktifitas, misalnya aktif-pasif.

2.6 Analisis *Cluster*

Analisis Cluster merupakan salah satu teknik statistik multivariat yang dapat digunakan dalam reduksi data. Tujuan utama dalam analisis *Cluster* untuk mengidentifikasi sekelompok obyek yang mempunyai kemiripan karakteristik tertentu yang dapat dipisahkan dengan kelompok obyek lainnya. Sehingga obyek yang berada pada kelompok yang sama relatif lebih homogen daripada obyek yang berada pada kelompok yang berbeda pada kelompok yang berbeda. Jumlah

kelompok yang dapat diidentifikasi tergantung pada banyak dan variasi data obyek.

Tujuan dari pengelompokan sekumpulan data obyek ke dalam beberapa kelompok yang mempunyai karakteristik tertentu dan dapat dibedakan satu sama lainnya adalah untuk analisis dan interpretasi lebih lanjut sesuai dengan tujuan penelitian yang dilakukan. Model yang diambil diasumsikan bahwa data yang dapat digunakan adalah data yang berupa interval, frekuensi, dan biner. Set data harus mempunyai peubah dengan tipe yang sejenis tidak campur antara tipe yang satu dengan lainnya.

Secara umum proses dimulai dengan pengambilan p pengukuran peubah pada n obyek pengamatan. Data tersebut dijadikan matriks data mentah berukuran $m \times p$. Matriks tersebut ditransformasikan ke dalam bentuk matriks kemiripan (*similarity*) berupa $n \times n$ yang dihitung berdasarkan pasangan-pasangan obyek p peubah. Konsep dasar pengukuran analisis *Cluster* adalah konsep pengukuran jarak (*distance*) dan kesamaan (*similarity*). *Distance* adalah ukuran tentang jarak pisah antar obyek sedangkan *similarity* adalah ukuran kedekatan. Konsep ini penting karena pengelompokan pada analisis *Cluster* didasarkan pada kedekatan. Pengukuran jarak (*distance type measure*) digunakan untuk data-data yang bersifat matriks, sedangkan pengukuran kesesuaian (*matching type measure*) digunakan untuk data-data yang bersifat kualitatif (William R Dillon dan Mathew Goldsten, 1984).

2.6.1 Teknik Pengukuran Jarak (*Similarity*)

Beberapa teknik pengukuran jarak antara lain (William R Dillon dan Mathew Goldsten, 1984) :

1. *Euclidean distance*

Merupakan ukuran jarak antara obyek i dan j.

$$d_{ij} = \left\{ \sum_{k=1}^p (X_{ik} - X_{jk})^2 \right\}^{1/2} \dots\dots\dots(2.4)$$

2. *Squared Euclidean Distance*

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^p (X_{ik} - X_{jk})^2 \dots\dots\dots(2.5)$$

3. *Absolute* atau *City-block*

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^p |X_{ik} - X_{jk}| \dots\dots\dots(2.6)$$

4. *Minkowski*

$$d_{ij} = \left\{ \sum_{k=1}^p |X_{ik} - X_{jk}|^r \right\}^{1/r} \dots\dots\dots(2.7)$$

2.6.2 Macam-macam Teknik Cluster

Dua jenis teknik cluster yang populer adalah teknik hirarki dan teknik partisi (William R Dillon dan Mathew Goldsten, 1984) :

1. Teknik Hirarki (*Hierarchical Techniques*)

Teknik Hirarki (*hierarchical techniques*) adalah teknik *Cluster* yang membentuk konstruksi hirarki atau berdasarkan tingkatan tertentu. Hal yang

membedakan teknik hirarki dengan teknik lainnya adalah obyek yang dikelompokkan adalah pasti. Hasil pengelompokan ini dapat disajikan dalam bentuk dendogram. Metode-metode yang digunakan dalam teknik hirarki terdiri dari metode *agglomerative* dan *divisive*.

1.1 Metode *Agglomerative*

Metode ini dimulai dengan kenyataan bahwa setiap obyek membentuk kelompok masing-masing. Kemudian dua obyek dengan jarak terdekat bergabung. Selanjutnya obyek ketiga akan bergabung dengan kelompok yang ada atau bersama obyek lain dan membentuk kelompok baru. Hal ini tetap memperhitungkan jarak kedekatan antar obyek. Proses akan berlanjut hingga akhirnya terbentuk satu *cluster* yang terdiri dari keseluruhan obyek.

a. *Single Linkage (Nearest Neighbor Method)*

Metode ini menggunakan prinsip jarak minimum yang diawali dengan mencari dua obyek terdekat dan keduanya membentuk *cluster* yang pertama. Pada langkah selanjutnya terdapat dua kemungkinan, yaitu obyek ketiga akan bergabung dengan kelompok yang telah terbentuk atau dua obyek lainnya akan membentuk *cluster* baru. Proses ini akan berlanjut sampai akhirnya terbentuk *cluster* tunggal. Pada metode ini jarak antar *cluster* didefinisikan sebagai jarak terdekat antar anggotanya.

b. *Complete Linkage (Furthest Neighbor Method)*

Metode ini merupakan kebalikan dari pendekatan yang digunakan pada *single linkage*. Prinsip jarak yang digunakan adalah jarak terjauh antar obyek.

c. *Average Linkage*

Metode ini mengikuti prosedur yang sama dengan kedua metode sebelumnya. Prinsip ukuran jarak yang digunakan adalah jarak rata-rata antar tiap pasangan obyek yang mungkin.

d. *Metode Ward's Error Sum of Squares*

Ward (1963) mengajukan metode pembentukan *cluster* yang didasari oleh hilangnya informasi akibat penggabungan obyek menjadi *cluster*. Hal ini diukur dengan jumlah total dari deviasi kuadrat pada *mean cluster* untuk tiap observasi. *Error Sum of Squares* (ESS) digunakan sebagai fungsi obyektif. Dua obyek akan digabung apabila mempunyai fungsi obyektif terkecil di antara kemungkinan yang ada. ESS dapat dihitung dengan cara :

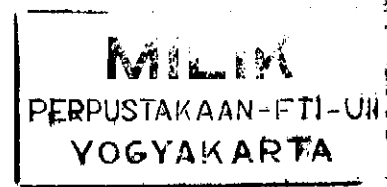
$$ESS = \sum_{j=1}^k \left(\sum_{i=1}^{n_j} X_{ij}^2 - \frac{1}{n_j} \left(\sum_{i=1}^{n_j} X_{ij} \right)^2 \right) \dots\dots\dots(2.8)$$

Dengan X_{ij} adalah nilai untuk obyek ke-i pada *cluster* ke-j.

Ward's Method dan *Average Method* dengan menggunakan korelasi *one-way interclass* menghasilkan hasil paling akurat (Edelbrock dan McLaughlin, 1980). Ward's teknik menghasilkan akurasi median (nilai tengah) yang paling tinggi (Blashfield, 1976).

1.2 Metode *Divisive*

Metode *divisive* berlawanan dengan metode *agglomerative*. Metode ini pertama-tama diawali dengan satu *cluster* besar yang mencakup semua observasi (obyek). Selanjutnya obyek yang mempunyai ketidakmiripan yang cukup besar akan dipisahkan sehingga membentuk *cluster* yang lebih



kecil. Pemisahan ini dilanjutkan sehingga mencapai sejumlah cluster yang diinginkan.

a. *Splinter-Average Distance Methods*

Metode ini didasarkan pada perhitungan jarak rata-rata masing-masing obyek dengan obyek pada grup splinter dan jarak rata-rata obyek tersebut dengan obyek lain pada grupnya. Proses tersebut dimulai dengan memisahkan obyek dengan jarak terjauh sehingga terbentuklah dua grup. Kemudian dibandingkan dengan jarak rata-rata masing-masing obyek dengan group splinter dengan grupnya sendiri (MacNaughton-Smith *et.al*,1962).

Apabila suatu obyek mempunyai jarak yang lebih dekat ke grup splinter dari pada ke grupnya sendiri, maka obyek tersebut haruslah dikeluarkan dari grupnya dan dipisahkan ke grup splinternya. Apabila komposisinya sudah stabil, yaitu jarak suatu obyek ke grupnya selalu lebih kecil daripada jarak obyek itu ke grup splinternya, maka proses berhenti dan dilanjutkan dengan tahap pemisahan dalam grup.

2. Teknik Partisi (*Partitioning Techniques*)

Berbeda dengan teknik hirarkikal, akibat dari metode teknik partisi obyek yang dikelompokkan tidak pasti. Teknik partisi digunakan biasanya dengan asumsi jumlah pengelompokan final telah diketahui dan memiliki spesifikasi tertentu (Edelbrock dan McLaughlin, 1980).

a. *K-Means Cluster*

Prosedur analisis cluster K-means digunakan untuk mengelompokkan sejumlah kasus yang lebih dari 200 dengan lebih efisien, yang merupakan metode *cluster* yang paling populer digunakan (Tjiptono, 2001). Berbeda dengan metode hirarkikal, prosedur non hirarkikal (*K-means Clustering*)

dimulai dengan memilih sejumlah nilai *cluster* awal sesuai dengan jumlah yang diinginkan dan kemudian obyek digabungkan ke dalam *cluster-cluster* tersebut (Edelbrock dan McLaughlin, 1980).

b. *Methods Based on The Trace*

Jumlah dari algoritma partisi tergantung dari minimasi (maksimasi) dispersi *within groups* (*between groups*). Semua teknik partisi berusaha untuk meminimasi atau memaksimalkan beberapa kriteria (Edelbrock dan McLaughlin, 1980).

2.7 Fuzzy

Logika *fuzzy* dikatakan sebagai logika baru yang lama, sebab ilmu tentang logika *fuzzy* modern dan metodis baru ditemukan beberapa tahun yang lalu, padahal sebenarnya konsep tentang logika *fuzzy* itu sendiri sudah ada pada diri kita sejak lama. Logika *fuzzy* adalah suatu cara yang tepat untuk memetakan suatu ruang input ke dalam suatu ruang output (Sri Kusumadewi, 2003). Lotfi Zadeh menggambarkan logika *fuzzy* melengkapinya metode pengurangan sama bagusnya dengan keterangan sistem yang kompleks (Earl Cox, 1994).

Ada beberapa alasan mengapa orang menggunakan logika *fuzzy*, di antaranya :

1. Konsep logika *fuzzy* mudah dimengerti. Konsep matematis yang mendasari penalaran *fuzzy* sangat sederhana dan mudah dimengerti.
2. Logika *fuzzy* sangat fleksibel
3. Logika *fuzzy* memiliki toleransi terhadap data-data yang tidak tepat.

4. Logika *fuzzy* mampu memodelkan fungsi-fungsi nonlinier yang sangat kompleks.
5. Logika *fuzzy* dapat membangun dan mengaplikasikan pengalaman-pengalaman para pakar secara langsung tanpa harus melalui proses pelatihan.
6. Logika *fuzzy* dapat bekerjasama dengan teknik-teknik kendali secara konvensional.
7. Logika *fuzzy* didasarkan pada bahasa alami.

Himpunan *fuzzy* memiliki 2 atribut, yaitu :

- a. Linguistik, yaitu penamaan suatu grup yang mewakili suatu keadaan atau kondisi tertentu dengan menggunakan bahasa alami, seperti : MUDA, PAROBAYA, TUA
- b. Numeris, yaitu suatu nilai (angka) yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel seperti : 40,25,50,dsb.

Ada beberapa hal yang perlu diketahui dalam memahami sistem *fuzzy*, antara lain :

- a. Variabel *fuzzy*
Variabel *fuzzy* merupakan variabel yang hendak dibahas dalam suatu sistem *fuzzy*. Contoh : umur, temperatur, permintaan, dsb.
- b. Himpunan *fuzzy*
Himpunan *fuzzy* merupakan suatu grup yang mewakili suatu kondisi atau keadaan tertentu dalam suatu variabel *fuzzy*.
- c. Semesta Pembicaraan
Semesta pembicaraan adalah keseluruhan nilai yang diperbolehkan untuk dioperasikan dalam suatu variabel *fuzzy*. Semesta pembicaraan merupakan

himpunan bilangan real yang senantiasa naik (bertambah) secara monoton dari kiri ke kanan. Nilai semesta pembicaraan dapat berupa bilangan positif maupun negatif. Ada kalanya nilai semesta pembicaraan ini tidak dibatasi batas atasnya.

d. Domain

Domain himpunan *fuzzy* adalah keseluruhan nilai yang diijinkan dalam semesta pembicaraan dan boleh dioperasikan dalam suatu himpunan *fuzzy*. Seperti halnya semesta pembicaraan, domain himpunan bilangan real yang senantiasa naik (bertambah) secara monoton dari kiri ke kanan. Nilai semesta pembicaraan dapat berupa bilangan positif maupun negatif.

2.7.1 Fuzzy Quantification

Secara umum metode kuantifikasi menggunakan data-data kasar seperti hasil evaluasi dan pendapat orang yang mana kuantitas dan pemahanan tentang data-data tersebut tidak secara normal diekspresikan secara numeris. Biasanya, suatu pendapat atau evaluasi terhadap suatu aktivitas akan direpresentasikan dalam bentuk kualitatif secara linguistik, seperti: baik, cukup, buruk, puas, dll. Padahal sebenarnya, untuk membandingkan pendapat atau evaluasi akan lebih mudah apabila ekspresi yang berbentuk kualitatif tersebut diganti dengan bentuk numeris.

Untuk keperluan tersebut, maka dibutuhkan metode kuantifikasi. *Fuzzy quantification theory* adalah metode untuk mengendalikan data-data kualitatif dengan menggunakan teori himpunan *fuzzy*. Pengendalian di sini lebih dimaksudkan untuk menjelaskan kejadian-kejadian *fuzzy* menggunakan nilai dalam rentang $[0, 1]$ yang mengekspresikan pendapat-pendapat secara kualitatif.

Apabila terdapat sampel data x_k ($k=1,2,\dots,n$), dengan derajat keanggotaan pada *fuzzy group* B adalah $\mu_B[x_k]$, dan terdapat S *fuzzy group*, maka dapat dicari total *mean* m dan *mean* m_{B_i} ($i=1,2,\dots,S$) sebagai berikut:

$$m = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^S \sum_{k=1}^n x_k \mu_{B_i}[x] \right\} \dots\dots\dots(2.9)$$

$$m_{B_i} = \frac{1}{N(B_i)} \left\{ \sum_{k=1}^n x_k \mu_{B_i}[x] \right\} \dots\dots\dots(2.10)$$

dengan

$$N(B) = \sum_{k=1}^n \mu_B[x_k] \dots\dots\dots(2.11)$$

$$N = \sum_{i=1}^S N(B_i) \dots\dots\dots(2.12)$$

Total variansi T, variansi antar *fuzzy group* B, dan variansi dalam suatu *fuzzy group* E dapat ditentukan sebagai berikut:

$$T = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^S (x_k - m)^2 \mu_{B_i}[x_k] \dots\dots\dots(2.13)$$

$$B = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^S (m_{B_i} - m)^2 \mu_{B_i}[x_k] \dots\dots\dots(2.14)$$

$$E = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^S (x_k - m_{B_i})^2 \mu_{B_i}[x_k] \dots\dots\dots(2.15)$$

dalam hal ini, $T = B + E$.

2.7.2 Fuzzy Quantification Theory I

Tujuan dari *Fuzzy Quantification Theory I* (analisis regresi kualitatif) adalah menentukan hubungan antara variabel kualitatif yang diberikan dengan nilai antara 0 sampai 1, dan variabel-variabel numeris dalam *fuzzy group* yang diberikan dalam sampel.

Tabel 2.9 Karakteristik *Fuzzy Quantification Theory I*

No. (k)	External Data (y)	Kategori $A_1 \dots A_i \dots A_P$	Fuzzy Group (B)
1	Y_1	$\mu_1(1) \dots \mu_i(1) \dots \mu_P(1)$	$\mu_B(1)$
2	y_2	$\mu_1(2) \dots \mu_i(2) \dots \mu_P(2)$	$\mu_B(2)$
3	y_3	$\mu_1(3) \dots \mu_i(3) \dots \mu_P(3)$	$\mu_B(2)$
k	y_k	$\mu_1(k) \dots \mu_i(k) \dots \mu_P(k)$	$\mu_B(k)$
n	y_n	$\mu_1(n) \dots \mu_i(n) \dots \mu_P(n)$	$\mu_B(n)$

Pada Tabel 2.9 menunjukkan karakteristik *Fuzzy Quantification Theory I*. Pada tabel tersebut terdapat n buah sampel. *External Standard* (y) menunjukkan fungsi tujuan. y_k adalah fungsi tujuan dari sampel ke-k. $\mu_i(k)$ adalah derajat suatu tanggapan terhadap kategori kualitatif ke-i ($i=1,2, \dots, P$) pada sampel ke-k yang diberi nilai [0, 1].

Fuzzy Quantification Theory I sama halnya menentukan suatu fungsi linear dari beberapa kategori:

$$y(k) = \sum_{i=1}^P a_i \mu_i(k) \dots \dots \dots (2.16)$$

2.7.3 Fuzzy Quantification Theory II

Tujuan dari *Fuzzy Quantification Theory II* adalah untuk mengekspresikan beberapa *fuzzy group* dalam variabel deskriptif kualitatif yang sering juga dikenal dengan nilai keanggotaan dan direpresentasikan dengan nilai dalam kawasan [0, 1]. Pada *Fuzzy Quantification II*, *external standard* direpresentasikan sebagai *fuzzy group* B_1, B_2, \dots, B_M . Tujuan dari *Fuzzy Quantification Theory II* diekspresikan dengan menggunakan persamaan linear dari bobot kategori a_i untuk kategori A_i , sebagai:

$$y(j) = \sum_{i=1}^k a_i \mu_i(k) \quad j = 1, 2, \dots, n \tag{2.17}$$

Dengan kata lain, kita harus menentukan nilai a_i yang memberikan pemisahan yang paling baik untuk setiap *external standard fuzzy groups*. Derajat pemisahan untuk grup-grup *fuzzy* ini didefinisikan dengan menggunakan *variance ratio* η^2 , yaitu rasio dari variasi total T dan variasi antar *fuzzy groups* B, sebagai:

$$\eta^2 = \frac{B}{T} \tag{2.18}$$

Dengan demikian kita harus menentukan a_i untuk persamaan yang memaksimumkan *fuzzy variance ratio* η^2 . *Fuzzy mean* y_{Br} dalam *fuzzy group* B_r untuk nilai pada persamaan linear $y(j)$ dan total *fuzzy mean* y dapat dicari dengan:

$$\hat{y}_{Br} = \frac{1}{N(B_r)} \left\{ \sum_{j=1}^n y(j) \mu_{Br}(j) \right\}; \quad r = 1, 2, \dots, M \tag{2.19}$$

$$y = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{r=1}^M y_{Br} N(B_r) \right\}; \tag{2.20}$$

fuzzy mean μ_i^r dalam setiap *fuzzy group* B_r untuk nilai keanggotaan dari kategori A_i dan total *fuzzy mean* $\bar{\mu}_i$ dapat dicari dengan:

$$\mu_i^r = \frac{1}{N(B_r)} \left\{ \sum_{j=1}^n \mu_i(j) \mu_{B_r}(j) \right\}; \quad i = 1, 2, \dots, K; \quad r = 1, 2, \dots, M \quad \dots\dots\dots(2.21)$$

$$\bar{\mu}_i = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{r=1}^M \mu_i^r N(B_r) \right\}; \quad i = 1, 2, \dots, K \quad \dots\dots\dots(2.22)$$

Dari sini dapat dibentuk matriks A , \bar{A}_G , dan \bar{A} dengan elemen-elemen $\mu_i(j)$, $\bar{\mu}_i^r$, dan $\bar{\mu}_i$ yang berukuran $Mn \times K$, sebagai:

$$A = \begin{bmatrix} \mu_1(1) & L & \mu_1(l) & L & \mu_k(1) \\ M & & M & & M \\ \mu_1(j) & L & \mu_1(j) & L & \mu_k(j) \\ M & & M & & M \\ \mu_1(n) & L & \mu_1(n) & L & \mu_k(n) \\ \mu_1(1) & L & \mu_1(1) & L & \mu_k(1) \\ M & & M & & M \\ \mu_1(n) & L & \mu_1(n) & L & \mu_k(n) \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots(2.23)$$

$$\bar{A}_G = \begin{bmatrix} \bar{\mu}_1^1 & L & \bar{\mu}_1^1 & L & \bar{\mu}_k^1 \\ M & & M & & M \\ \bar{\mu}_1^2 & L & \bar{\mu}_1^2 & L & \bar{\mu}_k^2 \\ \bar{\mu}_1^{\dots} & L & \bar{\mu}_1^{\dots} & L & \bar{\mu}_k^{\dots} \\ M & & M & & M \\ \bar{\mu}_1^M & L & \bar{\mu}_1^M & L & \bar{\mu}_k^M \\ M & & M & & M \\ \bar{\mu}_1^M & L & \bar{\mu}_1^M & L & \bar{\mu}_k^M \\ M & & M & & M \\ \bar{\mu}_1^M & L & \bar{\mu}_1^M & L & \bar{\mu}_k^M \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots(2.24)$$

$$A = \begin{bmatrix} \mu_1 & L & \mu_i & L & \mu_k \\ M & & M & & M \\ \mu_1 & L & \mu_i & L & \mu_k \\ M & & M & & M \\ \mu_1 & L & \mu_i & L & \mu_k \\ \mu_1 & L & \mu_i & L & \mu_k \\ M & & M & & M \\ \mu_1 & L & \mu_i & L & \mu_k \end{bmatrix} \dots \dots \dots (2.25)$$

Vektor baris a dengan dimensi K , dan matriks diagonal G berukuran $Mn \times Mn$ yang berisi nilai keanggotaan μ_{BR} dapat dibentuk sebagai:

$$a' = [a_1 \quad L \quad a_i \quad L \quad a_k] \dots \dots \dots (2.26)$$

$$G = \begin{bmatrix} \mu_{B1}(1) & & & & & & & & \\ & 0 & & & & & & & \\ & & \mu_{B1}(n) & & & & & & \\ & & & \mu_{B2}(1) & & & & & \\ & & & & 0 & & & & \\ & & & & & \mu_{B2}(n) & & & \\ & & & & & & 0 & & \\ & 0 & & & & & & \mu_{BM}(1) & \\ & & & & & & & & 0 \\ & & & & & & & & & \mu_{BM}(n) \end{bmatrix} \dots \dots \dots (2.27)$$

Dari sini, variasi total T dan variasi antar *fuzzy groups* B dapat ditulis sebagai:

$$T = a'(\Lambda - \bar{\Lambda})'G(\Lambda - A)a \dots \dots \dots (2.28)$$

$$B = a'(\Lambda_G - \bar{\Lambda})'G(\Lambda_G - A)a \dots \dots \dots (2.29)$$

Jika kita substitusikan persamaan (2.28) dan persamaan (2.29) ke persamaan (2.18) dan dideferensial parsialkan terhadap a , maka diperoleh:

$$\{G^{1/2}(A_G - \bar{A})\}' G^{1/2}(\dot{A}_G - \dot{A})a = \eta^2 \{G^{1/2}(A - \bar{A})\}' \{G^{1/2}(A - \bar{A})\}a \dots (2.30)$$

Apabila dibentuk matriks S_G dan S yang berukuran $K \times K$ sebagai berikut:

$$S_G = \{G^{1/2}(\bar{A}_G - \bar{A})\}' G^{1/2}(A_G - \bar{A})a \dots (2.31)$$

$$S = \{G^{1/2}(A - \bar{A})\}' \{G^{1/2}(A - \bar{A})\}a \dots (2.32)$$

maka kita dapat mendekomposisikan S menjadi matriks segitiga Δ sehingga $S = \Delta' \Delta$, dan akan diperoleh:

$$[(\Delta')^{-1} S_G \Delta^{-1}] \Delta a = \eta^2 \Delta a \dots (2.33)$$

Dengan demikian, kategori a untuk persamaan yang memaksimumkan *fuzzy variance ratio* η^2 , dapat dicari melalui eigenvector Δa , yang memaksimumkan *eigenvalue* η^2 dari matriks $[(\Delta')^{-1} S_G \Delta^{-1}]$.