

## BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Metode Pengelompokan ABC

Pada abad ke-18, Villfredo Pareto, dalam penelitiannya mengenai distribusi kekayaan penduduk di Milan Italia, menemukan bahwa 20% dari total populasi merupakan pemilik dari 80% total kekayaan di Milan. Logika yang sama untuk prinsip Pareto ini ternyata berlaku pada banyak hal termasuk dalam pengelompokan *inventory* (Chu, 2008).

Pada pengelolaan *inventory*, manajemen harus menentukan kapan suatu item *inventory* harus dibeli dan berapa *quantity* yang harus dibeli. Dalam situasi sebenarnya, pengelolaan ini akan melibatkan item *inventory* yang jumlahnya ratusan ribu sehingga sangat tidak praktis jika kita memperlakukan setiap item *inventory* dengan cara yang sama (Chu, 2008).

Untuk itu, metode pengelompokan ABC digunakan untuk mengelompokkan item *inventory* menjadi tiga kelompok besar dengan menggunakan kriteria pengelompokan berupa total rupiah konsumsi tahunan setiap *inventory*. Semua item *inventory* dikelompokkan dari yang nilai konsumsinya terbesar sampai dengan terkecil. Kelompok A (*high value item*) adalah 15%-20% item *inventory* yang bernilai kumulatif 75%-80% dari total konsumsi *inventory* setahun. Kelompok B (*medium value item*) adalah 30% - 40% item *inventory* yang bernilai kumulatif 15% dari total konsumsi *inventory* setahun. Sedangkan kelompok C (*low value item*) adalah 40%-50% item *inventory* yang bernilai kumulatif 10%-15% (Chu, 2008).

Jumlah persentase ini tidak harus persis seperti diatas tetapi bisa bervariasi tergantung di perusahaan mana metode ini diterapkan.

## 2.2 Metode Pengelompokan Fuzzy

Pengelompokan fuzzy digunakan untuk menganalisa suatu kumpulan data. Kumpulan data tersebut merupakan kombinasi antara satu atribut *dependent* yang sifatnya nominal dan beberapa atribut *independent* yang bisa bersifat nominal maupun non-nominal (Chu, 2008).

Untuk menggunakan metode pengelompokan fuzzy ini, kita harus membentuk *membership function* dari kumpulan data tersebut. Ada beberapa jenis *membership function* yang bisa digunakan yaitu (Chu, 2008):

- *Triangular fuzzy membership function*
- *Trapezoidal fuzzy membership function*
- *Gaussian fuzzy membership function*
- *Z spline fuzzy membership function*
- *S spline fuzzy membership function*

Data nominal dan non-nominal pada atribut *independent* diperlakukan secara berbeda untuk membentuk *membership function*.

### 2.2.1 Atribut Independent Nominal

Jika  $Y$  adalah atribut *dependent* nominal dan  $X_1, X_2, \dots, X_k$  adalah atribut *independent* nominal maka *membership function* untuk atribut *independent* nominal tersebut diperoleh melalui tiga langkah (Chu, 2008):

- (1) untuk setiap  $Y$  dan  $X_0$  ( $0 = 1, \dots, k$ ), klasifikasikan semua data berdasarkan nilai atribut *dependent*  $C_j$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ ) dan nilai atribut *independent*  $V_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ), sehingga kita memperoleh tabel frekuensi kejadian ( $f_{ij}$ ) untuk setiap kombinasi  $V_i$  dan  $C_j$ .

Tabel 2.1 Frekuensi kejadian untuk setiap  $Y$  dan  $X_0$ 

$X_0$	$Y$			
	$C_1$	$C_2$	...	$C_n$
$V_1$	$f_{11}$	$f_{12}$	...	$f_{1n}$
$V_2$	$f_{21}$	$f_{22}$	...	$f_{2n}$
...	...	...	...	...
$V_m$	$f_{m1}$	$f_{m2}$	...	$f_{mn}$

- (2) untuk setiap baris di tabel 1 diatas, bagi setiap data di baris ke- $i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) dari tabel 1 dengan jumlah semua nilai yang ada di baris ke- $i$ . Kita akan memperoleh tabel 2 yang baru dimana jumlah semua nilai di baris tersebut adalah 1. (contoh :  $g_{ij} = \frac{f_{ij}}{\sum_{k=1}^n f_{ik}}$ )

Tabel 2.2 Frekuensi kejadian relatif untuk setiap  $Y$  dan  $X_0$ 

$X_0$	$Y$			
	$C_1$	$C_2$	...	$C_n$
$V_1$	$g_{11}$	$g_{12}$	...	$g_{1n}$
$V_2$	$g_{21}$	$g_{22}$	...	$g_{2n}$
...	...	...	...	...
$V_m$	$g_{m1}$	$g_{m2}$	...	$g_{mn}$

- (3) untuk setiap  $j$ ,  $1 \leq j \leq n$ , *membership function*  $\mu_{Y=C_j}(X_0)$  didefinisikan sebagai berikut.

$$\mu_{Y=C_j}(X_0) = \begin{cases} g_{1j}, & \text{jika } X_0 = V_1 \\ g_{2j}, & \text{jika } X_0 = V_2 \\ \vdots & \\ g_{mj}, & \text{jika } X_0 = V_m \end{cases} \quad (2.1)$$

### 2.2.2 Atribut Independent Non-nominal

Untuk atribut *independent* yang berjenis non-nominal maka rata-rata dan standar deviasi dari sampel akan digunakan untuk membentuk *membership function*. Tanpa menghilangkan generalisasi dari pengklasifikasian ini kita mengasumsikan ada tiga kelas klasifikasi. Distribusi nilai dari atribut  $X_0$  untuk kelas  $i$  (contoh:  $Y = C_i$ ,  $i = 1, 2, 3$ ) memiliki rata-rata populasi  $\mu_i$  dan standar deviasi populasi  $\sigma_i$ . Karena data populasi tidak tersedia maka akan digunakan rata-rata sampel  $\bar{X}$  dan varian  $\sigma_i^2$ . Sebelumnya kita harus mengasumsikan bahwa  $\bar{X}_1 \leq \bar{X}_2 \leq \bar{X}_3$ .

*Membership function* dari atribut *independent non-nominal* ini dapat diperoleh menggunakan dua langkah yaitu (Chu, 2008):

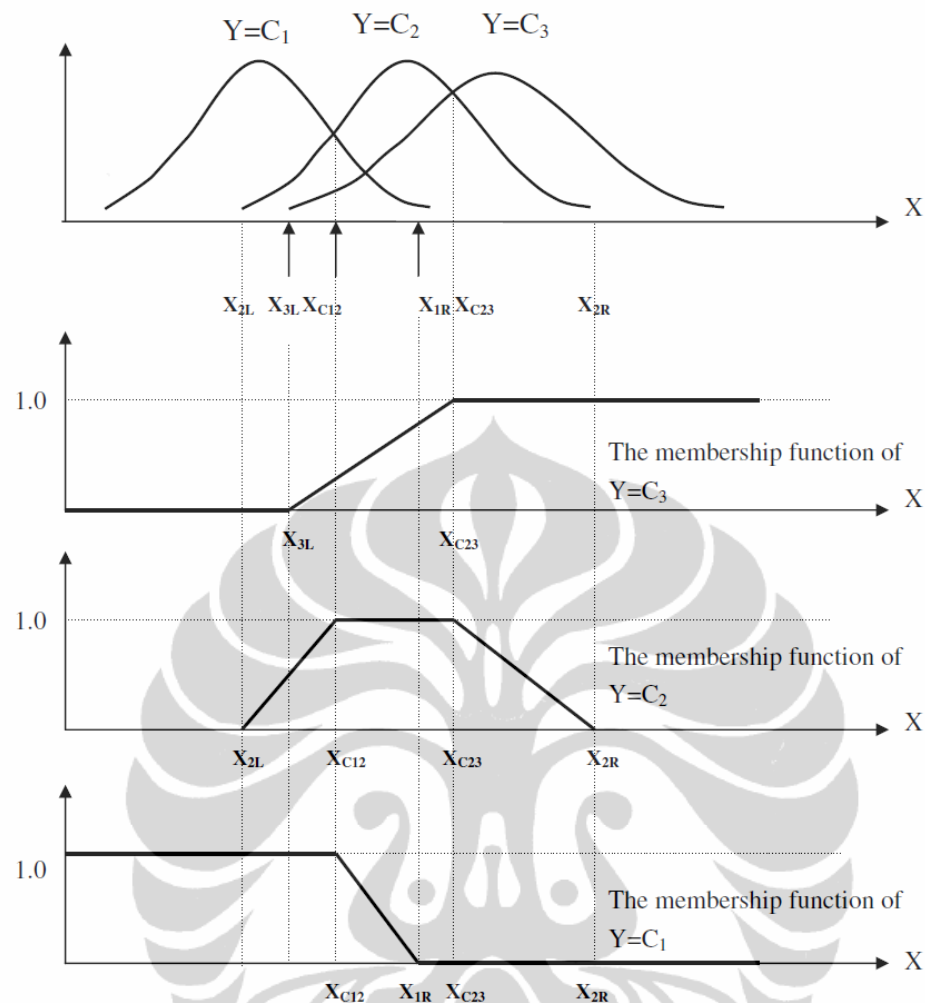
- (1) Hitung *cut values*  $X_{C_{12}}$ ,  $X_{C_{23}}$  dan *threshold values*  $X_{2L}$ ,  $X_{3L}$ ,  $X_{1R}$ , dan  $X_{2R}$  yang didefinisikan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} X_{C_{12}} &= \frac{S_1\bar{X}_2 + S_2\bar{X}_1}{S_1 + S_2}, & X_{C_{12}} &= \frac{S_1\bar{X}_2 + S_2\bar{X}_1}{S_1 + S_2} \\ X_{2L} &= \bar{X}_2 - 3S_2, & X_{3L} &= \bar{X}_3 - 3S_3 \\ X_{1R} &= \bar{X}_1 + 3S_1, & X_{2R} &= \bar{X}_2 + 3S_2 \end{aligned} \quad (2.2)$$

- (2) Cari nilai *membership function*  $\mu_{Y=C_1}(X_0)$  untuk  $Y = C_1$ ,  $\mu_{Y=C_2}(X_0)$  untuk  $Y = C_2$ ,  $\mu_{Y=C_3}(X_0)$  untuk  $Y = C_3$ . Jika  $X_{2R} > X_{3L}$  maka *membership function* nya didefinisikan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \mu_{Y=C_1}(X_0) &= \begin{cases} 1, & X_0 < X_{C_{12}} \\ \frac{X_{1R} - X_0}{X_{1R} - X_{C_{12}}}, & X_{C_{12}} \leq X_0 < X_{1R} \\ 0, & X_{1R} \leq X_0 \end{cases} \\ \mu_{Y=C_2}(X_0) &= \begin{cases} 0, & X_0 < X_{2L} \text{ or } X_0 \geq X_{2R} \\ \frac{X_0 - X_{2L}}{X_{C_{12}} - X_{2L}}, & X_{2L} \leq X_0 < X_{C_{12}} \\ 1, & X_{C_{12}} \leq X_0 < X_{C_{23}} \\ \frac{X_{2R} - X_0}{X_{2R} - X_{C_{23}}}, & X_{C_{23}} \leq X_0 < X_{2R} \end{cases} \\ \mu_{Y=C_3}(X_0) &= \begin{cases} 0, & X_0 < X_{3L} \\ \frac{X_0 - X_{3L}}{X_{C_{23}} - X_{3L}}, & X_{3L} \leq X_0 < X_{C_{23}} \\ 1, & X_{C_{23}} \leq X_0 \end{cases} \end{aligned} \quad (2.3)$$

Gambar 2.1 dibawah ini menunjukkan grafik *membership function* untuk kasus  $\mu_3 > \mu_2 > \mu_1$  dan  $X_{2R} > X_{3L}$ . Dengan metode yang sama, *membership function* yang lebih dari tiga klasifikasi kelompok dapat ditentukan juga perumusannya.



Gambar 2.1 *Membership Function* untuk Tiga Kelas Pengelompokan untuk Atribut *Independent Non-nominal*.

(sumber : Chu, 2008)

### 2.2.3 *Fuzzy Classification Rule*

Peraturan untuk pengelompokan fuzzy dilakukan melalui langkah berikut.

- (1) Tentukan atribut *dependent* nominal  $Y$  dan atribut *independent* nominal maupun non-nominal  $X_0$  ( $0 = 1, 2, \dots, k$ )
- (2) Tentukan nilai atribut *dependent*  $Y$  dan atribut *independent*  $X_0$ , lalu gunakan  $C_1, C_2, \dots, C_n$  sebagai nilai atribut *dependent*  $Y$  dan  $V_1, V_2, \dots, V_m$  sebagai nilai atribut *independent*  $X_0$ .
- (3) Cari nilai *membership function* untuk atribut nominal *independent* sesuai langkah 2.2.1

- (4) Cari nilai *membership function* untuk atribut non-nominal *independent* sesuai langkah 2.2.2
- (5) Jika item *inventory* tertentu kita namakan dengan  $I_t$ , berdasarkan langkah (3) atau (4), dengan mengganti setiap nilai  $V_i$  ke *membership function* kita akan memiliki sejumlah  $n$  nilai dari  $\mu_{Y=C_1}^{I_t}(V_i), \dots, \mu_{Y=C_n}^{I_t}(V_i)$
- (6) Definisikan  $\mu_{Y=C_j}(I_t) = \frac{\sum_i^k \mu_{Y=C_n}^{I_t}(V_i)}{k}$ , yang merepresentasikan “*grade of membership*” dari *inventory*  $I_t$  pada kelas  $Y = C_j$ . *Fuzzy classification rule* mengklasifikasikan *inventory*  $I_t$  ke kelas  $C_j$  jika  $\mu_{Y=C_j}(I_t) = \max\{\mu_{Y=C_1}(I_t), \mu_{Y=C_2}(I_t), \dots, \mu_{Y=C_n}(I_t)\}$

## 2.3 Metode Analisis Cluster

Analisis kluster merupakan salah satu teknik statistik multivariat yang tujuan utamanya adalah untuk mengidentifikasi grup dari objek berdasarkan karakteristik yang mereka miliki, sehingga objek-objek dalam satu grup (*cluster*) akan memiliki kemiripan karakteristik (Hair, 2006).

Secara umum terdapat 5 tahap analisis kluster yaitu (Hair, 2006):

### 2.3.1 Menentukan Tujuan Analisis Kluster

Dengan membentuk kelompok yang homogen dapat diketahui 3 hal berikut:

- a. Deskripsi taksonomi.  
Dengan analisis kluster dapat dibentuk taksonomi yaitu klasifikasi dari objek.
- b. Simplifikasi data  
Dengan mengelompokkan objek-objek dalam kelompok tertentu maka akan lebih mudah melakukan interpretasi terhadap beberapa kelompok objek dibandingkan terhadap objek dalam jumlah besar.
- c. Identifikasi hubungan  
Dengan mengukur similaritas objek dapat dilihat hubungan kesamaan atau ketidaksamaan antar objek.

### 2.3.2 Menentukan Desain Penelitian

Sebelum memulai analisis kluster harus dipastikan tidak terdapat *outlier* dalam data karena teknik ini sangat sensitif terhadap data *outlier* dan bisa berpengaruh pada hasil analisis. *Outlier* adalah data yang sangat berbeda dengan data lainnya. Meskipun penghapusan data *outlier* bisa memperbaiki struktur data yang akan terbentuk tetapi bisa mengurangi generalisasi data. Oleh karena itu penghapusan data *outlier* harus dilakukan dengan hati-hati.

Langkah selanjutnya adalah mengecek dimensi/satuan pengukuran variabel yang bersangkutan. Jika terdapat perbedaan dimensi maka variabel harus distandardisasikan terlebih dahulu misalnya dengan menggunakan *Z score* dengan rumus sebagai berikut (Hair, 2006).

$$Z = \frac{X_i - M}{\sigma} \quad (2.4)$$

dengan:

- $Z$  : skor standar
- $X_i$  : data mentah untuk objek  $i$
- $M$  : rata-rata nilai untuk variabel  $X$
- $\sigma$  : standar deviasi untuk variabel  $X$

Teknik pengukuran jarak yang akan digunakan adalah *Euclidian Distance* karena perhitungannya sederhana sehingga tidak membutuhkan banyak waktu untuk proses komputasinya.

### 2.3.3 Asumsi dalam Analisis Kluster

Analisis kluster agak sedikit berbeda dengan analisis multivariat lainnya dalam hal asumsi. Kalau teknik lain banyak yang mensyaratkan adanya normalitas data, linearitas, dan kesamaan variansi maka dalam analisis kluster syarat-syarat itu tidak terlalu dipentingkan.

Syarat yang dipentingkan dalam analisis kluster ada dua yaitu:

- a. Data yang ada merupakan representasi yang baik dari populasi

Data yang merupakan *representasi* yang baik dari populasi akan menghasilkan pengelompokan yang baik pula dan hasilnya akan bisa dipakai dengan baik

- b. Tidak adanya multikolinearitas antar variabel.

Agar grup yang dihasilkan baik harus diusahakan agar tidak ada multikolinearitas antar variabel yang digunakan dalam analisis. Bila terjadi multikolinearitas maka peneliti bisa mengurangi variabel yang digunakan dalam analisis atau menerapkan teknik pengukuran Mahalanobis yang bisa mengatasi masalah multikolinearitas ini

#### 2.3.4 Membuat Kluster

Terdapat 2 algoritma/metode pengelompokan yang biasa digunakan yaitu: hierarki dan nonhierarki.

- a. Teknik Hierarki (*Hierarchical Methods*)

Teknik hierarki adalah teknik pengelompokan yang dilakukan secara bertingkat dan bertahap. Ada 2 metode dalam teknik ini yaitu:

- 1) Metode *Agglomerative*

Metode ini dimulai dengan kenyataan bahwa setiap objek membentuk kelompoknya masing-masing. Kemudian dua objek dengan jarak terdekat bergabung. Selanjutnya objek ketiga akan bergabung dengan kelompok yang ada atau bersama objek yang lain membentuk kelompok baru. Proses akan terus berlanjut hingga akhirnya terbentuk satu kelompok yang terdiri dari keseluruhan proyek. Metode ini terdiri dari:

- a) Single Linkage (*Nearest Neighbor Methods*), menggunakan prinsip jarak minimum antar objek. Karena berdasarkan jarak minimum antar objek ini maka metode ini bisa menghasilkan rantai yang sangat panjang padahal mungkin data yang terakhir sudah sangat berbeda dengan data awal.
- b) Complete Linkage (*Furthest Neighbor Methods*), menggunakan prinsip jarak terjauh antar objek.



- c) *Average Linkage (Between-groups Methods)*, menggunakan prinsip jarak rata-rata antar tiap pasangan objek yang mungkin.
- d) *Wards Error Sum of Squares Methods*, menggunakan prinsip minimasi hilangnya informasi akibat penggabungan objek menjadi kelompok. Jarak antara dua kluster adalah sum of squares antara dua kluster yang dihitung terhadap semua variabel.
- e) *Centroid Method*. Pada metode ini jarak antara dua kluster adalah jarak *squared Euclidean* atau *simple Euclidean* antara dua centroid. Setiap ada objek baru yang masuk ke cluster maka centroid akan berubah.

2) Metode *Divisive*

Metode *divisive* berlawanan dengan metode *agglomerative*. Pertama-tama mulai dengan sekelompok besar mencakup semua objek. Selanjutnya objek yang mempunyai ketidakmiripan dipisahkan sehingga membentuk kelompok yang lebih kecil. Pemisahan ini dilanjutkan hingga mencapai sejumlah kelompok yang diinginkan.

b. Teknik NonHierarki (*K-Means Clustering*)

Prosedur non-hirarki dimulai dengan memilih sejumlah nilai kelompok awal sesuai dengan jumlah yang diinginkan kemudian objek digabungkan ke dalam kelompok-kelompok tersebut. Ada beberapa metode dalam teknik ini yaitu:

1) *Sequential Threshold Procedure*

Metode pengelompokan ini dilakukan dengan terlebih dahulu memilih satu objek dasar yang akan dijadikan nilai awal kelompok (*seed points*), lalu semua objek yang ada di dalam jarak terdekat dengan kelompok ini akan bergabung,. Kemudian dipilih kelompok kedua dan semua objek yang memiliki kemiripan dimasukkan dalam kelompok ini. Demikian seterusnya hingga terbentuk beberapa kelompok dengan keseluruhan objek di dalamnya.

2) *Parrallel Treshold Procedure*

Prinsipnya sama dengan prosedur sekuensial hanya saja dilakukan pemilihan terhadap beberapa objek kelompok sekaligus lalu melakukan penggabungan objek ke dalamnya secara bersamaan.

### 3) *Optimizing*

Merupakan pengembangan dari kedua prosedur di atas dengan melakukan optimasi pada penempatan objek yang ditukar untuk kelompok lainnya dengan pertimbangan kriteria optimasi.

Karena jenis variabel yang digunakan dalam pengelompokan bersifat campuran antara jenis variabel nominal dan non-nominal maka teknik clustering yang dipilih adalah teknik hierarchichal dengan menstandarisasikan variabel terlebih dahulu karena dimensi ukuran yang berbeda.

### 2.3.5 *Interpretasi Cluster*

Pada tahap ini yang perlu diperhatikan adalah karakteristik apa yang membedakan masing-masing kelompok. Selain itu interpretasi dari hasil pengelompokan baik berupa grafik dendogram maupun analisis nilai koefisien aglomerasi.

Untuk interpretasi kluster bisa juga dilakukan dengan menggunakan analisis diskriminan atau uji *chi-square*. Sebelum melakukan uji *chi-square* dilakukan dulu pembuatan *cross* tabulasi antara kluster yang terbentuk dan jumlah masing-masing komponen variabel kategorikal terhadap kluster itu. Misalnya:

Tabel 2.3 Contoh Cross Tabulasi

		Kluster		Total
		1	2	
Pendapatan (dalam juta)	0,50 – 1,50	39 (76,5%)	45 (68,2%)	84 (71,8%)
	1,51 – 3,0	10 (19,6%)	17 (25,8%)	27 (23,1%)
	3,1 – 5,0	0 (0%)	3 (4,5%)	3 (2,6%)
	5,1 – 7,0	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)
	Diatas 7,0	2 (3,9%)	1 (1,5%)	3 (2,6%)
Total		51 (100%)	66 (100%)	117 (100%)

Dengan uji *chi-square* ini bisa diketahui apakah ada hubungan antara pendapatan dengan terbentuknya kluster. Atau dengan perkataan lain, apakah aspek pendapatan merupakan aspek pembeda pada kluster-kluster itu.

## 2.4 Pengelolaan Inventory

*Inventory* adalah bagian penting dalam sebuah bisnis. *Inventory* tidak hanya dibutuhkan untuk menjalankan operasi tetapi juga untuk kepuasan pelanggan. Yang termasuk *inventory* antara lain (Stevenson, 2007):

- a. Bahan baku dan suku cadang yang dibeli
- b. Barang setengah jadi (WIP)
- c. Persediaan barang jadi
- d. Suku cadang pengganti dan peralatan
- e. Barang titipan di Gudang

Ada beberapa fungsi *inventory* yang penting yaitu (Stevenson, 2007):

- a. Untuk memenuhi permintaan pelanggan. Pelanggan yang dimaksudkan disini dapat berupa seseorang yang sedang berjalan di depan toko dan ingin membeli satu set peralatan audio, seorang mekanik yang membutuhkan peralatan kerja atau suku cadang produksi. *Inventory* jenis ini dapat dikategorikan sebagai *anticipation stocks*.
- b. Untuk melancarkan kebutuhan produksi. Perusahaan yang memiliki pola permintaan produk bervariasi tergantung musim cenderung memiliki *inventory* saat permintaan menurun dengan tujuan mengantisipasi melonjaknya permintaan di musim tertentu.
- c. Untuk mencegah *stockouts*. Pengiriman yang tertunda dan peningkatan permintaan secara tiba-tiba bisa meningkatkan resiko *stockouts*. Resiko ini dapat dikurangi dengan memiliki *safety stocks*, yaitu stock yang sengaja dlebihkan dari permintaan untuk mengantisipasi permintaan dan lead time yang bervariasi.
- d. Mengambil keuntungan dari permintaan yang berulang. Untuk mengurangi biaya pembelian dan persediaan, perusahaan terkadang membeli dalam jumlah melebihi dari permintaan. Hal ini bertujuan menciptakan *economic lot sizes*.

Manajemen suatu perusahaan harus memiliki dua fungsi dasar terkait *inventory*. Pertama adalah menyediakan sistem yang mampu melacak jumlah persediaan, dan kedua adalah menyediakan sistem yang mampu membuat keputusan kapan dan berapa jumlah persediaan yang harus dipesan. Untuk itu manajemen harus memiliki hal berikut ini (Stevenson, 2007):

- a. Sebuah sistem untuk melacak *inventory* yang sedang disimpan dan *inventory* yang sedang dipesan.

Pelacakan *inventory* ini bisa bersifat periodik dan juga *perpetual (continuous)*. Pada pelacakan *inventory* yang bersifat periodik, perhitungan *inventory* dilakukan dalam selang waktu tertentu (misal mingguan atau bulanan) untuk selanjutnya menentukan berapa banyak item *inventory* yang akan dipesan. Keuntungan sistem pengecekan periodik ini adalah pesanan akan muncul pada waktu yang sama sehingga menghemat biaya pemesanan. Namun kekurangannya adalah tidak ada kontrol jumlah item diantara periode pengecekan sehingga cenderung memunculkan stok item tambahan untukantisipasi.

Pada pelacakan *inventory* yang bersifat perpetual, pengecekan dilakukan secara kontinu dan jika *inventory* sudah mencapai level tertentu, maka sejumlah tertentu *inventory* Q akan segera dipesan. Sistem pengecekan perpetual ini bervariasi mulai dari yang simple seperti *two-bin system* sampai ke yang kompleks (seperti penggunaan barcode).

- b. Pengetahuan mengenai *lead time* dan *variability* dari *lead time*.

*Inventory* digunakan untuk memenuhi permintaan pelanggan, jadi sangat penting untuk mengetahui perkiraan waktu dan jumlah permintaan dan juga berapa lama item yang dipesan akan datang.

- c. Estimasi yang rasional dalam hal biaya penyimpanan, pemesanan, dan biaya kekurangan *inventory*.

Biaya penyimpanan *inventory* muncul terkait dengan kepemilikan *inventory* secara fisik di dalam gudang. Biaya tersebut meliputi bunga, asuransi, pajak, depresiasi, keusangan, penurunan fungsi, tumpahan, kerusakan, dan biaya

operasional gudang (lampu, sewa, keamanan, dan lain-lain). Biaya ini juga termasuk *opportunity cost* terkait dengan dana yang dapat digunakan di tempat lain jika tidak dialokasikan sebagai *inventory*.

Biaya pemesanan adalah biaya melakukan pembelian dan penerimaan *inventory*. Selain biaya pengiriman biaya ini termasuk biaya penyiapan *invoice*, biaya pengecekan kualitas dan kuantitas saat kedatangan, dan biaya memindahkan barang ke penyimpanan sementara. Biaya pemesanan ini tidak terkait dengan jumlah item yang dipesan tetapi terkait dengan frekuensi dilakukannya pemesanan.

d. Sistem yang bisa mengklasifikasikan *inventory*

Aspek penting dalam manajemen *inventory* adalah bahwa item yang disimpan tidak semuanya sama dalam hal jumlah rupiah yang diinventasikan, volume penggunaan, dan konsekuensi atau penalti dari ketidakadaan item tersebut. Banyak cara yang digunakan untuk memisahkan pengelolaan terhadap semua item *inventory* yang dimiliki seperti misalnya pengelompokan ABC seperti yang sudah dijelaskan pada sub bab 2.1 sebelumnya.