

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Analisis Biplot

2.1.1. Konsep Dasar

Analisis Biplot pertama kali diperkenalkan oleh Gabriel pada tahun 1971. Menurut Solimun dan Fernandes (2008), analisis Biplot merupakan suatu metode penggambaran atau pemetaan antara objek dan variabel pada suatu grafik dimensi rendah, yaitu dimensi dua. Secara umum, analisis biplot dapat digunakan untuk memeragakan antara objek dan peubah yang berada pada ruang berdimensi tinggi ke dalam ruang yang berdimensi rendah (dua atau tiga) sekaligus. Penggunaan ruang berdimensi rendah ini dikarenakan kemudahan dalam interpretasi secara grafis, karena jika digunakan pada grafik berdimensi tinggi (lebih dari tiga), sangat sukar diinterpretasikan titik-titik dalam grafik tersebut. Matriks \mathbf{X} yang digunakan sebagai input dalam analisis biplot yaitu:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix}$$

di mana:

n : Banyak obyek pengamatan

p : Banyak variabel yang diteliti

2.1.2. *Singular Value Decomposition* (SVD)

Perhitungan analisis biplot menggunakan dekomposisi nilai singular atau *Singular Value Decomposition* (SVD). Kegunaan SVD dalam analisis Biplot adalah menghasilkan baris matriks yang saling bebas (orthogonal). Matriks \mathbf{X} berukuran $n \times p$ berisi n obyek dan p variabel yang dikoreksi terhadap rata-rata dan mempunyai rank r . Menurut Rancher (2002), penguraian nilai singular dapat dituliskan menjadi:

$$\mathbf{X} = \mathbf{ULV}' \tag{2.1}$$

di mana:

\mathbf{U} : matriks dengan kolom berupa vektor eigen dari $\mathbf{X}\mathbf{X}$ yang berukuran $n \times r$

\mathbf{L} : diag $(\sqrt{\lambda_1}, \sqrt{\lambda_2}, \dots, \sqrt{\lambda_p})$ matriks diagonal berupa akar nilai eigen dari $\mathbf{H}' = \mathbf{L}^{-\alpha} \mathbf{V}'$ yang berukuran \mathbf{H}_2

\mathbf{V} : matriks dengan kolom berupa vektor eigen dari $\mathbf{X}\mathbf{X}$ yang berukuran $p \times r$

Matriks $\mathbf{U}'\mathbf{U} = \mathbf{V}'\mathbf{V} = \mathbf{I}_r$ dan \mathbf{V} adalah matriks dengan kolom ortonormal ($\mathbf{U}'\mathbf{U} = \mathbf{V}'\mathbf{V} = \mathbf{I}_r$) dan \mathbf{L} adalah matriks diagonal berukuran $(r \times r)$ dengan unsur-unsur diagonalnya adalah akar-akar dari nilai eigen $\mathbf{X}\mathbf{X}$ dimana $\sqrt{\lambda_1} \geq \sqrt{\lambda_2} \geq \dots \geq \sqrt{\lambda_r}$.

SVD tergantung *rank* dari matriks \mathbf{X} atau r di $(r = \min(n,p))$ (Solimun dan Fernandes, 2008). Pada penggambaran biplot menggunakan dua dimensi, maka yang biasa digunakan nilai r adalah sebesar $r = 2$.

Sehingga berdasarkan persamaan (2.1) diperoleh:

$$\mathbf{U} = [\underline{u}_1 \quad \underline{u}_2] \quad \mathbf{V} = [\underline{v}_1 \quad \underline{v}_2]$$

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix}$$

$$\underline{u}_1 = \begin{bmatrix} u_{11} \\ u_{12} \\ \cdot \\ u_{1n} \end{bmatrix} \quad \underline{u}_2 = \begin{bmatrix} u_{21} \\ u_{22} \\ \cdot \\ u_{2n} \end{bmatrix} \quad \underline{v}_1 = \begin{bmatrix} v_{11} \\ v_{12} \\ \cdot \\ v_{1n} \end{bmatrix} \quad \underline{v}_2 = \begin{bmatrix} v_{21} \\ v_{22} \\ \cdot \\ v_{2n} \end{bmatrix}$$

Maka

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^r \lambda_i \underline{u}_i \underline{v}_i' = \mathbf{U}\mathbf{L}\mathbf{V}'$$

Untuk memperoleh matriks \mathbf{U} , digunakan pendekatan matriks $\mathbf{X}\mathbf{X}$.

$$\mathbf{X}\mathbf{X}' \underline{u}_i = \lambda_i^2 \underline{u}_i$$

Nilai $\gamma_i = \lambda_i^2$ adalah *eigen value* dari matriks \mathbf{XX} dan u_i adalah *eigen vector* dari matriks \mathbf{XX} . Untuk memperoleh matriks \mathbf{V} , digunakan pendekatan matriks \mathbf{XX} .

$$\mathbf{XX}v_i = \lambda_i^2 v_i$$

Sehingga nilai $\gamma_i = \lambda_i^2$ adalah *eigen value* dari matriks \mathbf{XX} dan $\mathbf{H}' = \mathbf{LV}'$ adalah *eigen vector* dari matriks \mathbf{XX} .

Menurut Jolliffe dan Rawlings (1986), untuk mendeskripsikan Biplot diperlukan nilai α dalam mendefinisikan matriks \mathbf{G} dan \mathbf{H} . Dimisalkan $\mathbf{G} = \mathbf{UL}^\alpha$ dan $\mathbf{H}' = \mathbf{L}^{1-\alpha}\mathbf{V}'$ dengan $0 \leq \alpha \leq 1$ sehingga menjadi:

$$\mathbf{X} = \mathbf{UL}^\alpha \mathbf{L}^{1-\alpha} \mathbf{V}' = \mathbf{GH}' \quad (2.2)$$

Dengan matriks \mathbf{G} adalah matriks yang berukuran $\mathbf{G} = \mathbf{UL}^\alpha$ dan matriks \mathbf{H}' adalah matriks berukuran $r \times p$. Persamaan (2.2) menghasilkan koordinat berdasarkan nilai komponen utama masing-masing obyek dan variabel. Pendekatan matriks \mathbf{X} dalam dimensi dua dilambangkan dengan \mathbf{H}_2 dua kolom pertama matriks \mathbf{G} dan \mathbf{H}_2 dua kolom pertama matriks \mathbf{H} , ditunjukkan sebagai berikut:

$$\mathbf{X} \cong \mathbf{G}_2 \mathbf{H}_2' \quad (2.3)$$

$$\mathbf{X} \cong \mathbf{G}_2 \mathbf{H}_2' = \begin{pmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \\ \vdots & \vdots \\ g_{n1} & g_{n2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_{11} & h_{21} & \cdots & h_{p1} \\ h_{12} & h_{22} & \cdots & h_{p2} \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

Elemen matriks \mathbf{G}_2 menunjukkan titik koordinat dari n obyek dan elemen matriks \mathbf{H}_2 menunjukkan titik koordinat dari p variabel.

Dalam mendeskripsikan biplot, dilakukan dengan cara mengambil nilai ekstrim α , yaitu $\alpha = 0$ atau $\alpha = 1$. Jika $\alpha = 0$, maka $\mathbf{G} = \mathbf{UL}^\alpha$ dan $\mathbf{H}' = \mathbf{LV}'$ disebut dengan Biplot \mathbf{GH} atau *Column Metric Preserving* yang mempertahankan matriks kolom (menunjukkan

variabel dalam matriks \mathbf{X}) digunakan untuk mengetahui keragaman variabel dan korelasi antar variabel, sehingga diperoleh:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}'\mathbf{X} &= (\mathbf{GH}')(\mathbf{GH}') \\ &= \mathbf{HG}'\mathbf{GH}' \\ &= \mathbf{HU}'\mathbf{UH}' \\ &= \mathbf{HH}' \end{aligned} \tag{2.5}$$

dan diperoleh varian dan kovarian dari \mathbf{X} adalah:

$$\mathbf{S} = \frac{1}{(n-1)} \mathbf{X}'\mathbf{X} \tag{2.6}$$

1.1.3. Kumulatif Keragaman

Pembuatan gambar visualisasi dari ruang dimensi banyak menjadi gambar dimensi dua mengakibatkan informasi yang terkandung dalam Biplot menurun. Menurut Mattjik dan Sumertajaya (2011), Biplot dianggap memberikan informasi yang cukup jika telah memberi informasi minimal 70%. *Goodness of fit* dari Biplot diketahui dengan memeriksa dua nilai eigen pertama λ_1 dan λ_2 , yaitu:

$$\rho^2 = \frac{(\lambda_1 + \lambda_2)}{\sum_{k=1}^r \lambda_k} \tag{2.7}$$

di mana:

λ_1 : nilai eigen terbesar ke-1

λ_2 : nilai eigen terbesar ke-2

λ_k : nilai eigen ke-k, dengan $k = 1, 2 \dots r$

Apabila ρ^2 mendekati nilai satu, maka Biplot memberikan penyajian yang semakin baik mengenai informasi data yang sebenarnya.

1.1.4. Interpretasi

Menurut Mattjik dan Sumertajaya (2011), informasi penting yang dapat diperoleh dari analisis biplot ada empat, yaitu:

- a. Panjang vektor sebanding dengan keragaman variabel. Semakin panjang vektor, maka keragaman semakin tinggi.
- b. Nilai kosinus antara dua vektor menggambarkan korelasi kedua variabel. Jika sudut semakin sempit maka korelasi semakin tinggi, sudut tegak lurus menunjukkan korelasi

- rendah dan sudut tumpul (berlawanan arah) menunjukkan korelasi negatif.
- c. Posisi obyek yang searah dengan suatu vektor variabel diinterpretasikan sebagai besarnya nilai variabel untuk obyek yang searah. Semakin dekat obyek dengan arah yang ditunjukkan suatu variabel, semakin tinggi nilai variabel untuk obyek dan berlaku sebaliknya.
 - d. Kedekatan letak atau posisi dua arah obyek diinterpretasikan sebagai kemiripan sifat dua obyek tersebut. Semakin dekat obyek, semakin mirip sifat dari obyek tersebut.

2.2. Analisis *Cluster*

Analisis *cluster* merupakan suatu analisis multivariat yang digunakan untuk mengelompokkan objek pengamatan menjadi beberapa *cluster* berdasarkan ukuran kemiripan antar objek (Johnson dan Wichern, 2007). Jumlah kelompok yang dapat diidentifikasi tergantung pada banyak data obyek. Ciri-ciri suatu kelompok yang baik adalah mempunyai homogenitas internal, yaitu kesamaan antar anggota dalam satu kelompok dan heterogenitas eksternal, yaitu perbedaan antara kelompok yang satu dengan cluster yang lain (Hair dkk., 1998). Tujuan dari analisis *cluster* adalah mengelompokkan objek-objek yang memiliki karakteristik yang sama ke dalam *cluster* yang sama. Hasil pengelompokan sekumpulan objek akan memiliki homogenitas yang tinggi antar anggota dalam satu *cluster* (*within-cluster*) dan heterogenitas yang tinggi antar *cluster* yang satu dengan *cluster* yang lainnya (*between-cluster*).

Secara umum analisis *cluster* dibagi menjadi dua metode, yaitu metode hierarki dan metode non-hierarki. Metode hierarki adalah suatu metode pengelompokan data yang dimulai dengan mengelompokkan dua atau lebih objek yang memiliki kemiripan paling dekat, kemudian proses dilanjutkan ke objek lain yang memiliki kedekatan kedua. Demikian seterusnya sehingga *cluster* akan membentuk semacam pohon dengan hierarki (tingkatan) yang jelas antar objek, dari yang paling mirip sampai yang paling tidak mirip. Berbeda dengan metode hierarki, metode non-hierarki dimulai dengan menentukan terlebih dahulu banyak *cluster* yang diinginkan. Dalam hal ini proses *cluster* dilakukan setelah banyak *cluster* diketahui tanpa mengikuti proses hierarki (Santoso, 2010).

1.2.1. Konsep Kemiripan

Hair dkk.(2010) menyatakan konsep kemiripan adalah hal yang penting dalam analisis *cluster*. Kemiripan antar objek adalah ukuran korespondensi antar objek. Ada tiga metode yang dapat diterapkan yaitu ukuran asosiasi, ukuran korelasi, dan ukuran jarak.

1. Ukuran Asosiasi

Ukuran asosiasi digunakan apabila data bertipe non-metrik (data nominal atau data ordinal). Misalnya, responden hanya menjawab ya atau tidak dalam sebuah pertanyaan. Ukuran asosiasi dapat mengamati derajat persetujuan atau kecocokan antara tiap pasangan responden.

2. Ukuran Korelasi

Ukuran korelasi digunakan apabila data bertipe metrik (data interval atau data rasio). Ukuran korelasi dapat diukur dengan menggunakan koefisien korelasi antara pasangan objek-objek yang diukur dalam beberapa variabel. Tingginya korelasi menunjukkan kesamaan. Ukuran korelasi jarang digunakan karena titik beratnya pada nilai suatu pola tertentu.

3. Ukuran Jarak

Ukuran jarak juga digunakan apabila data bertipe metrik (data interval atau data rasio). Ukuran jarak merupakan ukuran kemiripan. Semakin tinggi nilai jarak maka semakin rendah kemiripan antar objek. *Cluster* berdasarkan ukuran korelasi bisa saja tidak memiliki kemiripan nilai tetapi kemiripan pola, sedangkan *cluster* berdasarkan ukuran jarak lebih memiliki kemiripan nilai meskipun polanya berbeda.

1.2.2. Jarak Euclidian

Jarak *Euclidian* mengukur jumlah kuadrat perbedaan nilai pada masing-masing variabel. Perhitungan jarak *Euclidian* adalah sebagai berikut:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (2.8)$$

Keterangan:

d_{ij} = Jarak antar obyek ke-i dengan obyek ke-j

p = Jumlah variabel *cluster*

x_{ik} = Nilai atau data dari obyek ke-i pada variabel ke-k

x_{jk} = Nilai atau data dari obyek ke-j pada variabel ke-k

1.2.3. Metode Hierarki

Metode hierarki merupakan teknik pengelompokan dimana jumlah *cluster* belum diketahui. Metode hierarki terbagi menjadi dua, yaitu dengan penggabungan (*agglomerative*) dan pemisahan (*divise*). Metode hierarki penggabungan, yakni pada awal pengelompokan setiap objek pengamatan dianggap sebagai *cluster* yang berbeda, kemudian secara bertahap objek-objek yang memiliki kemiripan dikelompokkan ke dalam *cluster* yang sama hingga pada akhirnya semua objek berada dalam satu *cluster* yang sama. Sedangkan metode hierarki pemisahan memiliki langkah pengerjaan yang berlawanan dengan metode hierarki penggabungan. Metode hierarki pemisahan, yaitu semua objek dianggap berasal dari satu *cluster*, kemudian dilihat ketidakmiripan antar objek. Objek yang tidak mirip akan dikeluarkan dari *cluster* dan membentuk *cluster* sendiri. Tahapan ini dilakukan sampai pada akhirnya semua *cluster* beranggotakan satu objek (Everitt dkk., 2011).

Metode hierarki yang sering digunakan adalah algoritma *agglomerative*. Hair dkk., (2010) membagi algoritma *agglomerative* sebagai berikut:

1. *Single Linkage* (Pautan tunggal)

Metode ini didasarkan pada jarak minimum. Dua objek yang memiliki jarak terdekat dikelompokkan ke dalam *cluster* yang sama. Apabila terdapat objek ketiga yang memiliki jarak terdekat dengan salah satu objek dalam *cluster*, maka objek tersebut dapat digabung ke dalam *cluster* tersebut. Jika jarak antara *cluster* ke-*r* dan *cluster* ke-*s* adalah $d(r,s)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$d(r,s) = \min\{d(x_r, x_s)\} \quad (2.9)$$

dengan x_r anggota *cluster* ke-*r* dan x_s anggota *cluster* ke-*s*.

Cluster B_r dan B_s akan digabung jika $d(r,s)$ adalah jarak yang terkecil sehingga metode ini juga disebut aturan tetangga dekat.

2. *Complete Linkage* (Pautan lengkap)

Metode ini hampir sama dengan *single linkage* hanya saja pada metode ini menggunakan jarak yang maksimum antara dua *cluster* yang berbeda. Jika jarak antara *cluster* ke-*r* dan *cluster* ke-*s* didefinisikan sebagai berikut:

$$d(r,s) = \max\{d(x_r, x_s)\} \quad (2.10)$$

dengan x_r anggota *cluster* ke-*r* dan x_s anggota *cluster* ke-*s*.

3. *Average Linkage* (Pautan rata-rata)

Metode ini menggunakan rata-rata jarak antara semua pasangan objek sebagai jarak antara dua *cluster*. Penggunaan rata-rata pada metode ini dianggap lebih stabil dan tidak bias. Namun ketiga metode *linkage* ini seringkali memberikan hasil yang hampir sama. Jarak antara *cluster* ke-*r* dan *cluster* ke-*s* didefinisikan sebagai berikut:

$$d(r, s) = \frac{1}{n_r n_s} \sum_{X_r} \sum_{X_s} d(x_r, x_s) \quad (2.11)$$

dengan x_r anggota *cluster* ke-*r* dan x_s anggota *cluster* ke-*s*.

1.2.4. Penentuan Banyak *Cluster*

Hal utama dari analisis *cluster* adalah penentuan banyak *cluster*. Hair dkk., (2010) menyatakan bahwa aturan yang paling sederhana dan sering digunakan adalah perubahan persentase pada konsep kemiripan. Sebelum menentukan perubahan persentase, langkah awal yang perlu dilakukan adalah menentukan *stopping rule*. Penentuan *stopping rule* biasanya terdiri dari dua atau lebih *cluster* yang dapat digunakan sebagai pertimbangan sebelum menentukan solusi banyak *cluster*. Tidak terdapat aturan yang baku untuk menentukan memilih *stopping rule*. Peneliti dapat menentukan *stopping rule* berdasarkan permasalahan yang ada (bersifat subjektif). Nilai *agglomeration coefficient* merupakan nilai ukuran jarak antara dua *cluster*.

Perubahan persentase dihitung berdasarkan nilai *agglomeration coefficient* pada setiap solusi *cluster* dengan rumus sebagai berikut :

$$PP_u = \left| \frac{coef_u - coef_{u+1}}{coef_u} \right| \times 100\% \quad (2.12)$$

keterangan:

PP_u : perubahan persentase *stage* ke-*u*

$coef_u$: nilai *agglomeration coefficient stage* ke-*u*

$coef_{u+1}$: nilai *agglomeration coefficient stage* ke-*u+1*

Perubahan persentase yang kecil menunjukkan bahwa dua *cluster* yang digabung cukup homogen, sedangkan perubahan persentase yang besar menunjukkan bahwa dua *cluster* yang digabung sangat berbeda. Dengan demikian perubahan persentase terbesar merupakan *stage* dimana proses pengelompokan dapat dihentikan. *Cluster* yang terbentuk adalah hasil pengurangan dari objek yang

diamati (n) dengan *stage* saat proses dihentikan. Banyak *stage* adalah $n-1$.

1.2.5. Penentuan Kebaikan Metode

Analisis *cluster* memperoleh hasil pengelompokan yang optimal apabila objek dalam satu *cluster* memiliki sifat yang homogen dan heterogen untuk antar *cluster*. Statistik yang digunakan untuk menilai kehomogenan adalah ragam atau dapat pula digunakan simpangan baku.

Sebuah metode pengelompokan dikatakan baik apabila mempunyai nilai simpangan baku dalam *cluster* (S_w) yang minimum dan nilai simpangan baku antar *cluster* (S_b) yang maksimum (Bunkers, 1996). Nilai rasio simpangan baku yang terkecil merupakan metode yang memiliki kebaikan metode yang terbaik, sehingga semakin kecil nilai rasio suatu metode, maka semakin baik metode yang digunakan. Rumus simpangan baku dalam *cluster* (S_w) sebagai berikut:

$$S_w = \frac{1}{g} \sum_{j=1}^g \sigma_j \quad (2.13)$$

Rumus simpangan baku antar *cluster* (S_b) sebagai berikut:

$$S_b = \sqrt{\frac{1}{g-1} \sum_{j=1}^g (\bar{X}_j - \bar{X})^2} \quad (2.14)$$

keterangan:

- g : banyak *cluster* yang terbentuk
- σ_j : simpangan baku *cluster* ke- j
- \bar{X}_j : rata-rata *cluster* ke- j
- \bar{X} : rata-rata seluruh *cluster*

Rumus rasio simpangan baku:

$$rasio = \frac{S_w}{S_b} \quad (2.15)$$

1.3. Variabel dan Pengukuran Variabel

Penelitian yang dilakukan dibidang sosial erat melibatkan variabel yang tidak dapat diukur secara langsung atau sering disebut dengan variabel laten (*unobservable*). Variabel laten tersebut menggunakan bantuan alat ukur yang disebut dengan kuisisioner yang diperoleh dari instrumen penelitian dengan memperhatikan tinjauan secara konseptual dan studi empiris. Dalam menyusun kuisisioner harus mengetahui definisi konseptual dan operasionalnya terlebih dahulu. Selanjutnya, peneliti menyusun indikator-indikator penyusunnya

sesuai dengan definisi konseptual dan operasionalnya. Data variabel laten diperoleh dari setiap item pada masing-masing indikator instrumen penelitian (Solimun, 2010). Data yang diperoleh dari setiap item tersebut disamakan dengan variabel manifes atau variabel *observable*. Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan dalam memperoleh data variabel laten, yaitu rata-rata skor, total skor, *Rescoring*, skor faktor dan skor komponen utama. Pada penelitian ini menggunakan metode rata-rata skor yang merupakan metode dengan cara menghitung rata-rata pada skor dari indikator masing-masing variabel laten yang telah dijumlahkan.

Pada kuesioner terjadi proses kuantifikasi karena mengubah data kualitatif menjadi data kuantitatif sehingga menghasilkan data berupa angka. Pada kuesioner menggunakan beberapa macam skala, sehingga dapat memudahkan dalam mendapatkan data. Skala yang digunakan pada penelitian ini adalah skala *likert* yaitu skala untuk mengukur variabel-variabel dibidang sosial. Penulisan pernyataan terbagi menjadi dua, yakni pernyataan mendukung (*favorable*) dan pernyataan tidak mendukung (*unfavorable*). Pernyataan yang disajikan dalam kuisisioner tersebut dapat dijawab oleh responden dengan memilih respon dari sangat positif hingga respon sangat negatif atau sebaliknya. Misalkan, dari sangat setuju hingga sangat tidak setuju. Skor dari respon tersebut mulai dari 1 hingga 5.

Setelah data dalam bentuk skala *likert*, selanjutnya dilakukan transformasi dengan menggunakan transformasi *Method of Succesive Internal* (MSI). Langkah dalam menghitung menggunakan metode ini adalah dengan melakukan perhitungan frekuensi, proporsi, proporsi kumulatif pada masing-masing skor, menghitung nilai kritis Z dan densitas Z, menghitung *scale value* dan skala yang digunakan.

1.4. Pemeriksaan Instrumen Penelitian

1.4.1. Validitas

Pemeriksaan validitas digunakan untuk mengetahui item pada instrumen penelitian sudah valid atau tidak. Pemeriksaan validitas ini perlu dilakukan agar hasil analisis sesuai dan tidak bias. Menurut Solimun (2010), validitas instrumen digunakan untuk menunjukkan suatu alat ukur mampu mengukur hal yang ingin diukur atau tidak.

Jenis-jenis validitas instrumen ada 3 tingkatan, yaitu:

1. Validitas isi, ditentukan berdasarkan teori-teori pada definisi teoritis atau operasional variabel.
2. *Face Validity*, ditentukan berdasarkan pendapat pakar atau ahli.

3. Validitas Konstruk, diuji berdasarkan data hasil uji coba yang berkaitan dengan kesanggupan suatu alat ukur dalam mengukur suatu konsep yang diukurinya.

Untuk pemeriksaan validitas rumus yang digunakan adalah *Corrected Item-Total Correlation* (Kline, 2000).

$$r_{i(T-i)} = \frac{r_{Ti}\sigma_T - \sigma_i}{\sqrt{(\sigma_i^2 + \sigma_T^2 - 2\sigma_i\sigma_T r_{Ti})}} \quad (2.16)$$

di mana:

i : 1,2,3..., n

n : banyaknya item

$r_{i(T-i)}$: koefisien korelasi item ke- i dengan total skor semua item kecuali item ke- i

r_{Ti} : koefisien korelasi item ke- i dengan total skor T

σ_T : standar deviasi total skor

σ_i : standar deviasi item ke- i

Apabila nilai *Corrected Item-Total Correlation* item pertanyaan lebih dari 0,3 maka suatu instrumen penelitian dapat dikatakan valid. Setelah melakukan pemeriksaan validitas, instrumen penelitian juga harus dilakukan pemeriksaan reliabilitas.

1.4.2. Reliabilitas

Reliabilitas adalah ukuran yang menunjukkan sejauh mana suatu kuesioner mampu mengukur suatu variabel dengan secara konsisten (Solimun dan Fernandes, 2017). Terdapat beberapa teknik yang dapat digunakan untuk mengukur reliabilitas suatu instrumen penelitian, salah satunya adalah teknik *Cronbach Alpha*. Teknik ini biasanya digunakan untuk mengukur instrumen penelitian jika jawaban yang diberikan responden berbentuk skala atau menginterpretasikan penilaian sikap atau perilaku. Siregar (2014) menjelaskan bahwa pengujian reliabilitas dengan teknik *Cronbach Alpha* dilakukan dengan menggunakan rumus:

$$\alpha = \left(\frac{k}{k-1} \right) \left(1 - \frac{\sum \sigma_i^2}{\sigma_t^2} \right) \quad (2.17)$$

di mana:

i : 1,2,3..., n

t : 1,2,3..., k

- n : banyaknya responden/pengamatan
- k : banyaknya item pernyataan
- σ_t^2 : varian total
- σ_i^2 : varian item ke- i
- α : koefisien reliabilitas instrumen

Jika nilai $\alpha \geq 0,60$ menunjukkan bahwa kuesioner adalah reliabel (Malhotra, 1996). Pemeriksaan validitas dan reliabilitas ini dilakukan pada uji coba instrumen atau *pilot test*. Menurut Morissan (2012), sampel yang digunakan untuk uji coba tidak harus representatif sesuai dengan teknik penarikan sampel yang sudah ditentukan. Namun, responden yang dipilih setidaknya relevan untuk menjawab pertanyaan pada kuisisioner. Apabila suatu instrumen penelitian sudah valid dan reliabel, maka instrumen penelitian tersebut dapat digunakan untuk pengumpulan data atau penelitian selanjutnya. Data yang diperoleh dari instrumen penelitian berupa kuisisioner dan tidak dapat langsung dianalisis karena merupakan variabel laten, sehingga perlu dilakukan langkah-langkah selanjutnya untuk memperoleh data variabel laten.

2.5. Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian kali ini adalah dengan menggunakan pendekatan *Sustainable Livelihood* yang disebarkan melalui kuesioner kepada masyarakat Desa Bendosari, Kecamatan Pujon, Malang.

2.5.1. Aspek Ketahanan

Aspek ketahanan merupakan pembangunan suatu wilayah yang memperhatikan aspek sosial, ekologi dan ekonomi. Menurut Fauzi (2004), kosep ketahanan mengandung dua dimensi: Pertama adalah dimensi waktu karena keberlanjutan menyangkut apa yang akan terjadi di masa mendatang. Kedua adalah dimensi interaksi antara Ketahanan Sosial, Ketahanan Ekologi dan Ketahanan Ekonomi.

a. Ketahanan Sosial

Ketahanan sosial dapat diartikan sebagai sistem yang mampu mencapai kesetaraan, menyediakan layanan sosial termasuk bidang kesehatan, bidang pendidikan, kesetaraan gender dan akuntabilitas politik.

b. Ketahanan Ekologi

Ketahanan secara ekologi harus mampu memelihara sumberdaya yang stabil, menghindari eksploitasi sumberdaya alam dan fungsi penyerapan lingkungan.

c. Ketahanan Ekonomi

Ketahanan ekonomi diartikan sebagai pembangunan yang mampu menghasilkan barang dan jasa secara berlanjut untuk memelihara keberlanjutan pemerintah dan menghindari terjadinya ketidakseimbangan produksi pertanian dan industri.

Ketiga aspek ketahanan di atas sangat mempengaruhi pembangunan keberlanjutan dalam wilayah. Aspek Ketahanan Ekonomi sangatlah bergantung pada Ketahanan Sosial dan Ketahanan Ekologi. Apabila Ketahanan Ekonomi mengeksploitasi sumber daya alam tanpa memperhatikan daya dukung lingkungan dan mengabaikan norma-norma sosial, maka keberlanjutan wilayah pada saat sekarang dan mendatang akan terancam.

