PENGGUNAAN METODE REGRESI KUANTIL KOMPONEN UTAMA PADA DATA ANGKA KEMATIAN BAYI DI PROVINSI SULAWESI SELATAN

SKRIPSI

NAURA ALFATIYYA ARDA

H051181301

PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR

NOVEMBER 2022

PENGGUNAAN METODE REGRESI KUANTIL KOMPONEN UTAMA PADA DATA ANGKA KEMATIAN BAYI DI PROVINSI SULAWESI SELATAN

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Stutdi Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin

NAURA ALFATIYYA ARDA

H051181301

PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR

NOVEMBER 2022

LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa skripsi yang saya buat dengan judul:

PENGGUNAAN METODE REGRESI KUANTIL KOMPONEN UTAMA PADA DATA ANGKA KEMATIAN BAYI DI PROVINSI SULAWESI SELATAN

adalah benar hasil karya saya sendiri, bukan hasil plagiat dan belum pernah dipublikasikan dalam bentuk apapun

Makassar, 30 Novembeber 2022

METERAI TEMPEL 10000 SEPULUH RIBU RUPIAH 8FA48AKX146306995

Naura Alfatiyya Arda
NIM H051181301

PENGGUNAAN METODE REGRESI KUANTIL KOMPONEN UTAMA PADA DATA ANGKA KEMATIAN BAYI DI PROVINSI SULAWESI SELATAN

Disetujui Oleh:

Pembimbing Utama

Dr. Anna Islamiyati, S.Si, M.Si.
NIP. 19770808 200501 2 002

Pembimbing Pertama

Dr. Nirwan, M.Si
NIP. 19630306 198702 1 002

Ketua Program Studi

Dr. Nurtiti Sunusi, S.Si., M.Si.
NIP. 19720117 199703 2 002

Pada 30 November 2022

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh:

Nama : Naura Alfatiyya Arda

NIM : H051181301

Program Studi : Statistika

Judul Sripsi : Penggunaan Metode Regresi Kuantil Komponen Utama pada Data Angka Kematian Bayi di Provinsi Sulawesi Selatan

Telah berhasil dipertahankan dihadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin

DEWAN PENGUJI

1. Ketua : Dr. Anna Islamiyati, S.Si, M.Si. (..............................)
2. Sekretaris : Dr. Nirwan, M.Si. (..............................)
3. Anggota : Drs. Raupong, M.Si. (..............................)
4. Anggota : Siswanto, S.Si., M.Si. (..............................)

Ditetapkan di : Makassar

Tanggal : 30 November 2022

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Segala puji hanya milik Allah *Subhanallahu Wa Ta'ala* atas segala limpahan rahmat dan hidayah-Nya yang telah diberikan kepada penulis sampai saat ini. Shalawat dan salam senantiasa tercurahkan kepada baginda Rasulullah *Shallallahu 'Alaihi Wa sallam*. *Alhamdulillaahirobbil'aalamiin*, berkat rahmat dan kemudahan yang diberikan oleh Allah *Subhanallahu Wa Ta'ala*, penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "**Penggunaan Metode Regresi Kuantil Komponen Utama pada Data Angka Kematian Bayi di Provinsi Sulawesi Selatan**" sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana pada Program Studi Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Dalam penyelesaian skripsi ini, penulis telah melewati perjuangan panjang dan pengorbanan yang tidak sedikit. Namun berkat rahmat dan izin-Nya serta dukungan dari berbagai pihak yang turut membantu sehingga akhirnya tugas akhir ini dapat terselesaikan di waktu yang terbaik menurut Allah swt. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang setinggi-tingginya dan penghargaan yang tak terhingga kepada **Ayahanda Arnol** dan **Ibunda Darmawati** yang telah membesarkan dan mendidik penulis dengan penuh kesabaran dengan limpahan cinta, kasih sayang dan doa yang tak henti dilangitkan kepada penulis, kakak tercinta penulis yaitu **Amriana Aprianti Arda, Amriani Aprianti Arda** dan adik tercinta **Abul Khair Fill Arda** yang selalu menyemangati dan mendoakan penulis, serta seluruh keluarga besar penulis yang selalu mendoakan dan memberikan bantuan baik dalam bentuk moral ataupun material.

Penghargaan yang tulus dan ucapan terima kasih dengan penuh keikhlasan juga penulis ucapkan kepada:

1. **Bapak Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc.**, selaku Rektor Universitas Hasanuddin berserta seluruh jajarannya.
2. **Bapak Dr. Eng. Amiruddin, S.Si., M.Si**, selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.

3. **Ibu Dr. Nurtiti Sunusi S.Si., M.Si.**, selaku Ketua Departemen Statistika, segenap Dosen Pengajar dan Staf yang telah membekali ilmu dan kemudahan kepada penulis dalam berbagai hal selama menjadi mahasiswa di Departemen Statistika.
4. **Ibu Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si.** selaku pembimbing utama sekaligus penasehat akademik penulis yang telah ikhlas meluangkan waktu dan pemikirannya untuk memberikan arahan, pengetahuan, motivasi dan bimbingan di tengah kesibukannya.
5. **Bapak Dr. Nirwan, M.Si.** selaku pembimbing pertama penulis yang telah meluangkan waktunya di tengah kesibukan untuk memberikan arahan, pengetahuan, motivasi, bimbingan untuk penulis.
6. **Bapak Drs. Raupong, M.Si.** dan **Bapak Siswanto, S.Si., M.Si.** selaku tim penguji yang telah memberikan saran dan kritikan yang membangun dalam penyempurnaan penyusunan tugas akhir ini.
7. Sahabat tercinta penulis, **Yindriani Moghuri, A. Annisa Miftahul Sakinah, Alfiana Wahyuni, Marsya Anggun Prisila, Fitra Damayanti** dan **Nurul Rezki** yang selalu ada dalam setiap keadaan. Terimakasih telah menjadi sahabat terbaik yang senantiasa mendoakan, mendengarkan keluhan, memberikan dorongan, semangat dan motivasi sejak mahasiswa baru.
8. Sahabat "KOSER", **Akidah Amaliah** dan **Juni Wahdaniyah** yang selalu menemani penulis dalam setiap keadaan, menghibur, memberikan motivasi, doa dan semangat dalam mengerjakan tugas akhir ini.
9. Keponakan tercinta, **Elfatih, Hafidzah, Fayaaz** dan **Husain** yang juga selalu menghibur dan memberikan semangat kepada penulis dalam mengerjakan tugas akhir ini.
10. Teman-teman **INTEGRAL 2018**, terkhusus kepada **Yustika**, **Fadhil Al-Anshory**, **Muh. Ishak, Nur Anisa Syahbani Salim, Isramil Fajriani, Amalia Andrianingrum**, **Abdul Jalil Saleh**, **Muh. Lutfi**, **Fuad Hamdi Bahar, Ahmad Ilham B, Ardi S, Muh. Ainun Luthfi** dan **Muh. Irfan Hamka**. Terimakasih telah memberikan warna dalam dunia perkuliahan dan mengajarkan arti persaudaraan. Pengalaman berharga telah penulis dapatkan dari teman-teman selama berproses bersama.

11. Teman-teman **Statistika 2018** terima kasih atas kebersamaan selama menjalani pendidikan di Departemen Statistika. Terkhusus kepada **Sri Indriani Amil**, **Fiska Evryan, Hajratul Ashwad K**, **Nur Anugrah Yusuf**, **Sonya, Adhiyaksa Prananda RS, Taufiq Akbar**, **Ilham Halis, Musafir, Nur Hidayah L**, **Andi Sri Yulianti, Musdalifah, Victor Liman** dan **La Ade** yang selalu membantu dan menjadi sosok guru bagi penulis.
12. Keluarga besar **HIMASTAT FMIPA UNHAS** dan **HIMATIKA FMIPA UNHAS**, terimakasih atas seluruh pengalaman, pembelajaran serta telah menjadi keluarga penulis selama masa perkuliahan.
13. **Keluarga Mahasiswa FMIPA Unhas**, terimakasih untuk cerita, pengalaman dan ilmu yang sangat berharga selama penulis berproses di KMF. Terkhusus kepada **MIPA 2018** semoga selalu dengan slogan “Takkan Pudar”.
14. Kepada seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, terima kasih setinggi-tingginya untuk segala dukungan dan partisipasi yang diberikan kepada penulis semoga bernilai ibadah di sisi Allah *Subhanahu Wa Ta’ala*.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam skripsi ini, untuk itu dengan segala kerendahan hati penulis memohon maaf. Akhir kata, semoga tulisan ini memberikan manfaat untuk pembaca.

Wassalamu’alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Makassar, 30 November 2022

Naura Alfatiyya Arda

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIK

Sebagai civitas akademik Universitas Hasanuddin, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	: Naura Alfatiyya Arda
NIM	: H051181301
Program Studi	: Statistika
Departemen	: Statistika
Fakultas	: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Jenis Karya	: Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin **Hak Bebas Royalti Non-eksklusif** (***Non-exclusive Royalty- Free Right***) atas tugas akhir saya yang berjudul:

"Penggunaan Metode Regresi Kuantil Komponen Utama pada Data Angka Kematian Bayi di Provinsi Sulawesi Selatan"

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.
Dibuat di Makassar pada tanggal, 30 November 2022

Yang menyatakan

(Naura Alfatiyya Arda)

ABSTRAK

Metode regresi kuantil komponen adalah mengubah sejumlah kecil variabel yang berkorelasi menjadi sejumlah kecil variabel yang tidak berkorelasi yang disebut komponen utama dengan menggunakan pendekatan membagi data ke dalam kuantil-kuantil sehingga pencilan pada data tidak akan mengganggu hasil analisis. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan estimasi model regresi kuantil komponen utama dan mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap angka kematian bayi (AKB) di Provinsi Sulawesi Selatan. Selanjutnya model regresi kuantil komponen utama diterapkan pada data AKB untuk kuantil $\theta = 0.25; 0.50$ dan 0.75. Estimasi parameter regresi kuantil komponen utama menggunakan metode *Least Absolute Deviation* (LAD) metode ini diselesaikan menggunakan algoritma simpleks. Dari hasil analisis komponen utama menunjukkan bahwa pada tingkat keragaman 91.4% jumlah komponen utama yang terbentuk adalah dua. Berdasarkan model regresi kuantil komponen utama diperoleh faktor-faktor yang mempengaruhi AKB di Provinsi Sulawesi Selatan yaitu jumlah bayi yang diberi ASI eksklusif, jumlah ibu bersalin ditolong medis, jumlah bayi dengan berat badan lahir rendah, jumlah pemberian vitamin A pada bayi, dan jumlah pelayanan kesehatan bayi.

Kata Kunci: Kuantil, Komponen Utama, AKB, *LAD*, Algoritma Simpleks

ABSTRACT

Principal component quantile regression method is changing a small number of correlated variables into a small number of uncorrelated variables called principal components by using the approach of dividing the data into quantiles so that outliers in the data will not interfere with the analysis results. The purpose of this research is to obtain an estimate of the principal component quantile regression model and knowing the factors that influence the infant mortality rate (IMR) in South Sulawesi Province. Next, the principal component quantile regression model was applied to the IMR data for quantiles $\theta = 0.25, 0.50$ *and* 0.75. *The estimation of the principal component quantile regression parameters using the Least Absolute Deviation (LAD) method is solved using the simplex algorithm. The results of the principal component analysis show that at the level of diversity of 91.4% the number of main components formed is two. Based on the main principal component quantile regression model, the factors that influence IMR in South Sulawesi Province are the number of babies given exclusive breastfeeding, maternity mother assisted by medical personnel, babies with low birth weight, giving vitamin A to babies, and baby health service.*

Keywords: *Quantile, Principal Component, IMR, LAD, Simplex Algorithm*

DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR TABEL

DAFTAR LAMPIRAN

BAB 1
PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Mortalitas atau kematian merupakan salah satu dari tiga komponen demografi selain fertilitas dan migrasi yang dapat mempengaruhi jumlah dan komposisi umur penduduk. Organisasi Kesehatan Dunia mendefinisikan kematian sebagai suatu peristiwa menghilangnya semua tanda-tanda kehidupan secara permanen, yang bisa terjadi setiap saat setelah kelahiran hidup. Salah satu indikator mortalitas yang umum dipakai adalah Angka Kematian Bayi (AKB). AKB adalah banyaknya kematian bayi berusia dibawah satu tahun, per 1000 kelahiran hidup pada satu tahun tertentu (Umami, 2013). Saat ini AKB di Sulawesi Selatan masih tergolong tinggi dan termasuk provinsi dengan jumlah kematian bayi terbanyak di Indonesia. Sepanjang tahun 2019, terdapat 919 kematian bayi atau 6.02 per 1000 kelahiran hidup di Sulawesi Selatan, masalah ini perlu diperhatikan terkait dalam rangka penurunan angka tersebut (Dinkes, 2020). Dengan mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi kematian bayi, tentu pemerintah memiliki gambaran langkah apa saja yang harus dilakukan dalam menekan AKB. Hubungan jumlah kematian bayi dengan faktor-faktor penyebabnya dapat diketahui melalui analisis regresi.

Analisis regresi merupakan suatu metode statistik yang digunakan untuk menyelidiki pola hubungan dan pengaruh antara variabel prediktor terhadap variabel respon. Salah satu metode yang digunakan untuk melakukan estimasi parameter regresi adalah metode *Ordinary Least Square* (OLS). Metode OLS menggunakan prinsip meminimumkan jumlah kuadrat *error* atau *Sum of Squares Error* (SSE) dalam mendapatkan estimasi parameter. Akan tetapi, metode OLS dapat digunakan pada data yang tidak mengalami penyimpangan asumsi. Salah satu asumsi pada data yang tidak terpenuhi adalah asumsi normalitas akibat adanya pencilan (Balami, 2017). Adanya pencilan mengakibatkan estimasi parameter yang dihasilkan dengan metode OLS bersifat bias dan menyimpang dari nilai yang seharusnya (Sari dkk., 2017). Penanganan pencilan pada data dapat dilakukan melalui regresi kuantil.

Regresi kuantil merupakan metode yang dapat memberikan hasil yang tepat dan stabil pada kehadiran pencilan dan dapat meminimumkan pengaruh dari pencilan (Wahyudi & Zain, 2014). Regresi kuantil menggunakan pendekatan membagi data ke dalam kuantil-kuantil sehingga pencilan pada data tidak akan mengganggu hasil analisis. Kelebihan dari regresi kuantil adalah dapat meminimumkan pengaruh dari pencilan (Rusdiana dkk., 2021). Untuk mendapatkan penduga parameter model regresi kuantil sulit diperoleh secara analitik, sehingga digunakan metode numerik yaitu metode simpleks. Metode simpleks merupakan salah satu pendekatan yang dapat digunakan dalam memecahkan permasalahan program linear dalam menentukan solusi optimal yang memiliki dua atau lebih variabel keputusan dimana dalam menentukan kombinasi optimal dilakukan melalui iterasi secara berulang terhadap tabel simpleks sampai ditemukan nilai yang optimum dalam masalah optimasi yang diteliti.

Beberapa penelitian telah menggunakan regresi kuantil, diantaranya Djuraidah dan Wigena (2011) menggunakan regresi kuantil untuk mengeksplorasi curah hujan di kabupaten Indramayu pada data yang mengandung pencilan. Penelitian Waldmann (2018) menyebutkan bahwa regresi kuantil mampu mengatasi pencilan secara lebih baik karena sifat kekekarannya. Penelitian lain yang dilakukan Matdoan (2017) membandingkan estimasi parameter regresi kuantil, regresi *robust Least Trimmed Square* (LTS), dan metode OLS. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode regresi kuantil lebih baik dibandingkan dengan metode regresi *robust* LTS dan metode OLS pada kasus faktor-faktor yang mempengaruhi penyebaran penyakit malaria di Indonesia.

Permasalahan lain yang sering terjadi pada data yang banyak memuat variabel bebas adalah timbulnya korelasi antar variabel bebas tersebut. Variabel bebas yang saling berkorelasi disebut multikolinearitas. Untuk mengatasi masalah multikolinearitas diperlukan suatu metode, salah satunya adalah Analisis Komponen Utama (AKU). AKU merupakan suatu teknik statistik untuk mengubah dari sebagian besar variabel asli yang digunakan dan saling berkorelasi satu dengan yang lainnya menjadi satu set variabel baru yang lebih kecil dan saling bebas (Delsen dkk., 2017). Selanjutnya variabel baru ini dinamakan komponen utama. Secara umum tujuan dari AKU adalah menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara menyusutkan (mereduksi) dimensinya (Sriningsih., dkk). AKU muncul sebagai solusi bagi proses pengumpulan data. Data tersebut terdiri dari variabel-

variabel yang jumlahnya banyak sehingga diperoleh variabel-variabel baru yang jumlahnya lebih sedikit tetapi tetap mampu menjelaskan variansi data (Mukhtar, 2019). Penelitian yang pernah dilakukan oleh Khikmah (2017) membandingkan metode regresi bertahap dengan analisis komponen utama untuk mengatasi multikolinearitas dalam data. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa model dengan analisis komponen utama memiliki nilai sensitivitas paling tinggi (99,79%) sehingga dapat meningkatkan akurasi model. Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini akan melakukan penggunaan metode regresi kuantil komponen utama pada data AKB di Sulawesi Selatan yang mengandung multikolinearitas dan pencilan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang diatas, maka permasalahan yang akan dikaji pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana bentuk estimasi parameter model regresi kuantil komponen utama yang digunakan pada data AKB di Provinsi Sulawesi Selatan?
2. Faktor-faktor apa yang berpengaruh terhadap AKB di Provinsi Sulawesi Selatan berdasarkan model regresi kuantil komponen utama?

1.3 Batasan Masalah

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan sebelumnya, batasan masalah pada penelitian ini adalah nilai kuantil yang digunakan terdiri dari $\theta = 0.25$, 0.50 dan 0.75. Ukuran persentase proporsi keragaman dalam penentuan komponen utama minimal 90%. Data yang digunakan adalah data AKB di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2018 – 2020.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memperoleh bentuk estimasi parameter model regresi kuantil komponen utama pada data AKB di Provinsi Sulawesi Selatan.
2. Memperoleh faktor-faktor yang berpengaruh terhadap AKB di Provinsi Sulawesi Selatan berdasarkan model regresi kuantil komponen utama.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah:

1. Menambah wawasan pengetahuan mengenai model regresi kuantil komponen utama pada data yang mengalami masalah multikolinearitas dan pencilan.
2. Memberikan informasi kepada pemerintah untuk menetapkan kebijakan dalam rangka mengatasi masalah kematian bayi di Provinsi Sulawesi Selatan.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Multikolinearitas

Multikolinearitas adalah suatu kondisi terjadi hubungan linear atau korelasi antara dua atau lebih variabel prediktor. Besaran (*quantity*) yang dapat digunakan untuk mendeteksi adanya multikolinearitas adalah faktor inflasi ragam (*Variance Inflation Factor*/VIF). Nilai VIF lebih besar dari 10 mengindikasikan adanya masalah multikolinearitas. Nilai VIF dapat dihitung dengan menggunakan rumus:

$$VIF = \frac{1}{1-R_j^2} \tag{2.1}$$

dengan R_j^2 adalah koefisien determinasi antara X_j dengan variabel bebas lainnya (Pendi, 2021).

2.2 Pencilan

Pencilan merupakan suatu nilai data yang ekstrim berbeda dengan yang lainnya. Pencilan dapat muncul karena kesalahan dalam memasukkan data, kesalahan pengukuran, atau kesalahan-kesalahan lain (Nurdin, 2013). Adapun metode yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi adanya pencilan yang berpengaruh dalam koefisien regresi diantaranya *scatter plot* dan *boxplot.* Melalui *scatter plot* dapat dilakukan dengan memplot antara data dengan observasi ke-i ($i = 1,2,\dots,n$). Metode *boxplot* mempergunakan nilai kuartil dan jangkauan (Soemartini, 2007).

2.3 Matriks Variansi-Kovariansi dan Matriks Korelasi

Matriks Kovariansi dari sampel dinotasikan dengan $\boldsymbol{\Sigma}$ atau $\boldsymbol{S}$**.** Dengan elemen diagonal pada matriks $\boldsymbol{S}$**,** yaitu $s_{11}, s_{22}, \dots, s_{pp}$ merupakan variansi sampel dan s_{12} merupakan kovariansi sampel variabel kesatu dan kedua, yang biasa didefinisikan $Cov(x_1, x_2)$, berlaku untuk s_{1p} sampai s_{p2}. Elemen diagonal matriks $\boldsymbol{S}$ menunjukkan variansi. S_{jj} menyatakan variansi x_j yang didefinisikan sebagai berikut:

$$S_{jj} = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}\left(x_{ij} - \bar{x}_j\right)^2 \text{ untuk } j = 1,2,\dots,p$$

Dengan $\boldsymbol{x_{ij}}$ adalah vektor yang diamati, $\bar{\boldsymbol{x}}_{\boldsymbol{j}}$ adalah rata-rata vektor yang diamati. Pada matriks $\boldsymbol{S}$, untuk $j \neq k, S_{jk}$ menyatakan kovariansi antara x_j dan x_k $(j, k = 1,2, \dots, p)$. Matriks variansi-kovariansi dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1p} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{p1} & s_{p2} & \cdots & s_{pp} \end{bmatrix} \tag{2.2}$$

Ukuran keeratan hubungan linear antara variabel random X_j dan X_k adalah koefisien korelasi sampel $\rho_{j,k}$ yang dinyatakan dalam variansi S_{jj} dan kovariansi S_{jk}, yaitu:

$$\rho_{jk} = \frac{s_{jk}}{\sqrt{s_{jj}}\sqrt{s_{kk}}} \tag{2.3}$$

Matriks koefisien korelasi adalah matriks simetri berukuran $p \times p$, yaitu (Mukhtar, 2019):

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \frac{\mathbf{s_{11}}}{\sqrt{\mathbf{s_{11}}}\sqrt{\mathbf{s_{11}}}} & \frac{\mathbf{s_{12}}}{\sqrt{\mathbf{s_{11}}}\sqrt{\mathbf{s_{22}}}} & \cdots & \frac{\mathbf{s_{1p}}}{\sqrt{\mathbf{s_{11}}}\sqrt{\mathbf{s_{pp}}}} \\ \frac{\mathbf{s_{12}}}{\sqrt{\mathbf{s_{11}}}\sqrt{\mathbf{s_{22}}}} & \frac{\mathbf{s_{22}}}{\sqrt{\mathbf{s_{22}}}\sqrt{\mathbf{s_{22}}}} & \cdots & \frac{\mathbf{s_{2p}}}{\sqrt{\mathbf{s_{22}}}\sqrt{\mathbf{s_{pp}}}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\mathbf{s_{1p}}}{\sqrt{\mathbf{s_{11}}}\sqrt{\mathbf{s_{pp}}}} & \frac{\mathbf{s_{2p}}}{\sqrt{\mathbf{s_{22}}}\sqrt{\mathbf{s_{pp}}}} & \cdots & \frac{\mathbf{s_{pp}}}{\sqrt{\mathbf{s_{pp}}}\sqrt{\mathbf{s_{pp}}}} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\rho}_{pxp} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1p} \\ \rho_{21} & 1 & \cdots & \rho_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{p1} & \rho_{p2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \tag{2.4}$$

2.4 Nilai Eigen dan Vektor Eigen

Nilai eigen adalah sutau nilai yang menunjukkan seberapa besar pengaruh suatu variabel terhadap pembentukan karakteristik sebuah vector atau matriks. Jika **A** merupakan matriks bujur sangkar berorde $n \times n$, maka terdapat nilai eigen atau nilai karakteristik (λ) dan vektor eigen atau vektor karakteristik (x) yang bersesuaian dengan λ sehingga dipenuhi $\boldsymbol{A}x = \lambda x$ dengan $x \neq 0$.

Untuk mengetahui nilai eigen dari matriks **A** yang berukuran $n \times n$ dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$f(\lambda) \coloneqq |(\boldsymbol{A} - \lambda \boldsymbol{I})| = 0 \qquad (2.5)$$

$f(A)$ disebut fungsi karakteristik dari matriks A.

Misalkan $A = \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 8 & -1 \end{pmatrix}$, diperoleh $f(\lambda) \coloneqq \lambda^2 - 2\lambda - 3$, dengan fungsi karakteristik $f(A) = A^2 - 2A - 3I = 0$**.** Sehingga diperoleh nilai eigen untuk matriks A masing-masing $\lambda_1 = 3, \lambda_2 = -1$. Sementara untuk mengetahui vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen dapat dicari dengan melalui persamaan berikut ini:

$$(\boldsymbol{A} - \lambda \boldsymbol{I})x = 0 \qquad (2.6)$$

Vektor $\begin{pmatrix} \boldsymbol{x_1} \\ \boldsymbol{x_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{1} \\ \boldsymbol{2} \end{pmatrix}$ merupakan vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen $\lambda = 3$

$$Ax = \lambda I x \rightarrow \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 8 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 \\ 6 \end{pmatrix} = 3 \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}$$

2.5 Analisis Komponen Utama

Analisis Komponen Utama merupakan suatu teknik statistik untuk mengubah dari sebagian besar variabel asli yang digunakan dan saling berkorelasi satu dengan yang lainnya menjadi satu set variabel baru yang lebih kecil dan saling bebas (tidak berkorelasi lagi) (Delsen dkk., 2017). Komponen Utama tergantung sepenuhnya pada matriks kovarian yang disimbolkan dengan $\boldsymbol{\Sigma}$ atau matriks korelasi $\boldsymbol{\rho}$ dari komponen utama variabel-variabel $X_1, X_2, X_3, \dots, X_p$. Komponen Utama dapat dibentuk menggunakan matriks kovarian atau matriks korelasi. Misalkan vektor acak $\boldsymbol{X^T} = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_p]$ dengan $j = 1,2, \dots, p$, memiliki matriks korelasi dengan nilai eigen $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_p \geq 0$ dengan vektor eigen yang bersesuaian $\boldsymbol{e_1}, \boldsymbol{e_2}, \dots, \boldsymbol{e_p}$. Maka kombinasi linearnya adalah

$$\begin{aligned} W_1 &= \mathbf{e}_1^T \mathbf{X} = e_{11}X_1 + e_{12}X_2 + \ldots + e_{1p}X_p \\ W_2 &= \mathbf{e}_2^T \mathbf{X} = e_{21}X_1 + e_{22}X_2 + \ldots + e_{2p}X_p \\ &\vdots \\ W_p &= \mathbf{e}_p^T \mathbf{X} = e_{p1}X_1 + e_{p2}X_2 + \ldots + e_{pp}X_p \end{aligned} \tag{2.7}$$

Dengan $\boldsymbol{e}^T = (e_1, e_2, \ldots, e_p)$.

Kontribusi keragaman dari setiap komponen utama ke- k terhadap total keragaman dari matriks kovarian adalah

$$(proporsi) = \frac{\lambda_k}{\lambda_1 + \lambda_2 + \ldots + \lambda_p} \tag{2.8}$$

Bila variabel yang diamati satuan ukurannya tidak sama, maka variabel tersebut perlu dibakukan sehingga komponen utama ditentukan dari variabel baku atau matriks korelasi. Total keragaman dari matriks korelasi:

$$(proporsi) = \frac{\lambda_k}{p} \tag{2.9}$$

dengan $k = 1,2, \ldots, p$.

Sasaran AKU adalah menemukan komponen utama W dimana banyaknya $W \leq p$, W diharapkan dapat memuat semua informasi yang terdapat pada p variabel asli sehingga data menjadi lebih sederhana. Ada tiga metode umum yang digunakan untuk menentukan banyaknya komponen utama yang dapat digunakan sebagai variabel baru yaitu (Susilawati, 2011):

1. Berdasarkan proporsi kumulatif keragaman yang mampu dijelaskan. Tidak ada patokan baku berapa batas minimum tersebut, Sebagian menyebutkan 70%, 80%, bahkan ada yang 90%.
2. Berdasarkan nilai eigen dari komponen utama. Tapi hanya bisa diterapkan pada matriks korelasi. Yaitu jika nilai eigen lebih atau sama dengan satu.
3. Berdasarkan scree plot. Dengan menggunakan metode ini, banyaknya komponen utama yang dipilih, yaitu k, adalah jika pada titik k tersebut plotnya curam ke kiri tapi tidak curam ke kanan.

2.6 Regresi Kuantil

Koenker dan Basset memperkenalkan regresi kuantil pada tahun 1978. Regresi kuantil adalah teknik regresi yang menjelaskan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor tidak hanya pada ukuran pemusatan variabel respon tetapi pada berbagai kuantil. Regresi Kuantil sangat berguna jika distribusi data tidak homogen dan tidak berbentuk standar (Balami, 2017). Kelebihan dari regresi kuantil adalah memberikan informasi yang lebih banyak mengenai distribusi bersyarat dari sebuah data dibandingkan menggunakan regresi *mean* atau regresi median (Rizki&Taqiyuddin, 2021). Regresi kuantil meminimumkan *error* mutlak terboboti dan menduga model dengan menggunakan fungsi kuantil bersyarat pada suatu sebaran data (Puteri, 2019).

Misalkan diberikan data (X_{ij}, y_i), $i = 1,2, \dots, n$, $j = 1,2, \dots, p$ merupakan himpunan berpasangan dari variabel acak yang berdistribusi secara independen dan tidak identik dengan kuantil $\Theta \in (0,1)$. Distribusi dari suatu variabel acak dapat diketahui dengan menggunakan fungsi distribusi kumulatif yang dinotasikan dengan $F_Y(y)$. Untuk suatu variabel acak Y, bahwa nilai probabilitas Y akan bernilai lebih kecil atau sama dengan suatu nilai yang diberikan. Definisi fungsi distribusi kumulatif dapat dituliskan sebagai berikut (Rizki & Taqiyuddin, 2021):

$$F_Y(y) = P(Y \leq y) = \theta$$

Fungsi distribusi probabilitas pada kuantil ke-θ dari F_y yang didefinisikan sebagai $Q_\theta(y) = \inf\{y: F(y) \geq \theta\} = F_Y{}^{-1}(\theta)$ yang merupakan fungsi kuantil ke- θ dari variabel respon y. Persamaan umum regresi kuantil linear khusus untuk kuantil bersyarat dari variabel respon y_i yaitu:

$$y_i(\theta) = \beta_0(\theta) + \beta_1(\theta)X_{i1} + \dots + \beta_p(\theta)X_{ip} + \varepsilon_i(\theta) \qquad (2.10)$$

dengan $\mathrm{i} = 1,2, \dots, \mathrm{n}$ dan $j = 1,2, \dots, p$.

$y_i(\theta)$: variabel respon ke-i pada kuantil ke-θ

β_0 : intersep pada sumbu y, titik potong sumbu y

θ : nilai kuantil

$\beta(\theta)$: penduga parameter pada kuantil ke-θ

X_{ij} : pengamatan ke-i pada variabel prediktor ke-j

$\varepsilon_i(\theta)$: *error* ke-i dan kuantil ke-θ

Jika model regresi kuantil disajikan dalam bentuk matriks, Persamaan (2.10) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} y_1(\theta) \\ y_2(\theta) \\ \vdots \\ y_n(\theta) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1p} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0(\theta) \\ \beta_1(\theta) \\ \vdots \\ \beta_p(\theta) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1(\theta) \\ \varepsilon_2(\theta) \\ \vdots \\ \varepsilon_n(\theta) \end{bmatrix} \tag{2.11}$$

Selanjutnya Persamaan (2.11), dapat ditulis dalam bentuk model linear berikut:

$$\mathbf{y}(\theta) = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}(\theta) + \boldsymbol{\varepsilon}(\theta) \tag{2.12}$$

dengan:

$\boldsymbol{y}(\theta)$ **:** vektor kolom berukuran $n \times 1$ dari variabel respon y

$\boldsymbol{X}$ **:** matriks berukuran $n \times (p+1)$ dengan baris n pengamatan ke-i pada kolom p variabel prediktor ke-j dengan $i = 1,2,\dots,n$ $\; j = 1,2,\dots,p$

$\boldsymbol{\beta}(\theta)$ **:** vektor kolom berukuran $(p+1) \times 1$ dari parameter β_j dengan $j = 1,2,\dots,p$

$\boldsymbol{\varepsilon}(\theta)$: vektor kolom berukuran $n \times 1$ dari *error* ε_i

Jika fungsi bersyarat dari kuantil ke $-\theta$ dengan variabel prediktor X tertentu, maka fungsi bersyarat tersebut didefinisikan sebagai berikut:

$$Q_\theta(y_i \mid X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip}) = Q_\theta(y \mid X) = \mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}(\theta) \tag{2.13}$$

dengan $\boldsymbol{X}_i^T$ menyatakan baris ke-i dari matriks $\boldsymbol{X}$, $i = 1,2,\dots,n$

Maka solusi optimasi pada regresi kuantil adalah sebagai berikut:

$$\min_{\beta \epsilon \mathbb{R}^p} \sum_{i=1}^{n} \rho_\theta(\varepsilon_i) \tag{2.14}$$

dengan $\rho_\theta(\varepsilon_i), \varepsilon_i = \left| y_i - \boldsymbol{X}_i^T \boldsymbol{\beta}(\theta) \right|$ dan $y_i = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ merupakan sampel acak dengan variabel respon y dan $x_i \in R^p$ merupakan vektor kovariat, sedangkan $\rho_\theta(\varepsilon)$ merupakan *loss function* yang asimetrik dan ε adalah *error* dari estimasi parameter (Balami, 2017).

2.7 Estimasi Parameter Regresi Kuantil

Estimasi parameter β pada regresi linear dilakukan dengan meminimumkan jumlah kuadrat *error* atau lebih dikenal dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS). Pada regresi kuantil, estimasi parameter β dilakukan dengan meminimumkan jumlah absolute *error* yang lebih dikenal dengan *Least Absolute Deviation* (LAD). Pada regresi kuantil *error* diberi bobot yang berbeda. Bobot yang digunakan yaitu θ untuk nilai *error* yang lebih besar dan $(1-\theta)$ untuk *error* yang kurang dari nol. Perkalian antara *error* dengan bobot yang diberikan disebut sebagai *loss function* (ρ_θ) yaitu:

$$\rho_\theta(\varepsilon) = \sum_{i=1,,\varepsilon_i \geq 0}^{n} \theta|\varepsilon_i| + \sum_{i=1,\varepsilon_i \geq 0}^{n} (1-\theta)|\varepsilon_i| \qquad (2.15)$$

Dengan demikian, dalam regresi kuantil terdapat fungsi kuantil ke $-\theta$ dari variabel y dengan syarat X yang mempertimbangkan penduga $\beta(\theta)$, sehingga diperoleh solusi untuk permasalahan tersebut yang dinyatakan sebagai berikut:

$$\min_{\beta \epsilon \mathbb{R}^p} \sum_{i=1}^{n} \rho_\theta(\varepsilon) = \min_{\beta \epsilon \mathbb{R}^p} \sum_{i=1}^{n} \rho_\theta(y_i - Q_\theta(y|X)) \qquad (2.16)$$

dengan:

$\rho_\theta(\varepsilon)$: *loss function*

Θ : indeks kuantil ($\theta = 0.25, 0., 0.75$)

$Q_\theta(y|X)$: fungsi kuantil ke- θ dari variabel y dengan syarat X

Dalam regresi kuantil, pada kuantil ke $-\theta$ dari F_y meminimumkan *loss function* dari Persamaan (2.16) adalah

$$\hat{\beta}(\theta) \quad = \min_{\beta} \textstyle\sum_{i=1}^{n} \rho_\theta(\varepsilon) = \min_{\beta} \sum_{i=1}^{n} \rho_\theta(y_i - \boldsymbol{X}_i^T \boldsymbol{\beta}) \qquad (2.17)$$

dimana $\rho_\theta(\varepsilon)$ pada Persamaan (2.16) didefinisikan

$$\rho_\theta(\varepsilon_i) = \begin{cases} \theta\varepsilon & , jika\ \varepsilon \geq 0 \\ (1-\theta)\varepsilon & , jika\ \varepsilon < 0 \end{cases} \qquad (2.18)$$

dengan mempertimbangkan $\hat{\beta}(\theta)$, sehingga diperoleh solusi untuk permasalahan tersebut yang dinyatakan (Balami, 2017):

$$\hat{\beta}(\theta) = \min_{\beta} \left\{\theta \textstyle\sum_{i=1,\varepsilon_i \geq 0}^{n} |\, y_i - \boldsymbol{X}_i^T \boldsymbol{\beta}(\theta)\right| + (1-\theta) \textstyle\sum_{i=1,\varepsilon_i < 0}^{n} |\, y_i - \boldsymbol{X}_i^T \beta(\theta)\left|\right\} \qquad (2.19)$$

(Koenker, 2005).

Solusi dari permasalahan di Persamaan (2.19) sulit diperoleh secara analitik, tetapi secara numerik. Salah satu metode numerik yang digunakan adalah metode simpleks. Metode simpleks adalah metode yang dikembangkan oleh Barrodale dan Robert pada tahun 1974. Algoritma simpleks memberikan solusi permasalahan program linear yang melibatkan beberapa variabel keputusan dengan bantuan komputasi (Davino dkk., 2014).

Algoritma simpleks memerlukan sebuah tabel simpleks atau yang biasa dikenal dengan tabulasi simpleks seperti Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Tabel Awal Metode Simpleks untuk Kasus Regresi Kuantil

c_j			0	0	...	0	θ	...	θ	$(1-\theta)$	...	$(1-\theta)$
c_b	v_b	w_b	x_1	x_2	...	x_n	d_{11}	...	d_{1n}	d_{1n}	...	d_{1n}
d_{11}^+	x_1	b_1	a_{ij}									
d_{2n}^+	x_2	b_2										
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$										
d_{1n}^+	x_n	b_n										
z_j												
$c_j - z_j$												

Keterangan:

a. Baris c_j diisi dengan koefisien fungsi tujuan.

b. Kolom c_b diisi dengan koefisien variabel yang menjadi basis.

c. Kolom v_b diisi dengan nama-nama variabel yang menjadi basis (variabel yang Menyusun matriks identitas). Dalam hal ini diisi dengan variabel *surplus*, yaitu deviasi atas.

d. Kolom w_b diisi dengan nilai ruas kanan dari kendala.

e. Baris z_j diisi dengan rumus $z_j = \sum d_i a_{ij}, j = 1,2, \dots, n$.

Berikut ini akan diberikan proses algoritma simpleks, yaitu:

1. Mengubah terlebih dahulu masalah optimasi linear ke bentuk standar, fungsi tujuan dan kendala diubah ke dalam bentuk persamaan.

   Fungsi tujuan meminimalkan:

   $$\theta \sum |\varepsilon_{1i}(\theta)| + (1-\theta) \sum |\varepsilon_{2i}(\theta)|$$

   Dengan Kendala :

   $$X\hat{\beta}(\theta) + \varepsilon_1(\theta) - \varepsilon_2(\theta) = y, \varepsilon_1, \varepsilon_2 \geq 0$$

   Bentuk tersebut diubah ke dalam bentuk standar sesuai dengan data yang disajikan.

2. Persamaan fungsi tujuan dan kendala dimasukkan ke dalam bentuk tabel awal simpleks.

3. Menentukan kolom kunci (variabel masuk), yaitu untuk masalah maksimum memilih $c_j - z_j$ yang terbesar, sedangkan untuk masalah minimum memilih $c_j - z_j$ yang terkecil.

4. Menentukan baris kunci, yaitu dari nilai rasio antara nilai ruas kiri (b_i) dengan koefisien kolom kunci $\left(a_{ij}\right)$, pilih yang terkecil (untuk masalah minimum atau maksimum). Rasio $= \frac{b_i}{a_{ij}}$, di mana rasio > 0.
5. Menetukan pivot dari perpotongan antara kolom kunci dan baris kunci yang dinamakan elemen kunci atau elemen penentu iterasi algoritma simpleks dan akan diubah nilainya menjadi 1.
6. Selanjutnya, melakukan operasi baris dasar (OBD) berdasarkan pivot untuk baris lainnya, termasuk baris $c_j - z_j$ dengan nilai elemen-elemen yang termasuk di dalam kolom kunci dijadikan nol (selain elemen yang dijadikan pivot).
7. Proses iterasi untuk masalah maksimum berhenti jika semua nilai pada baris $c_j - z_j \leq 0$, berarti solusi sudah optimal. Apabila masih ada $c_j - z_j > 0$ (positif), maka iterasi algoritma simpleks masih berlanjut. Untuk masalah minimum berhenti jika semua nilai pada baris $c_j - z_j \geq 0$. Apabila masih ada $c_j - z_j < 0$ (negatif), maka iterasi algoritma simpleks masih berlanjut (Khairunisa, 2015).

2.8 Regresi Kuantil Komponen Utama

Metode regresi kuantil komponen utama diusulkan melalui integrasi analisis komponen utama dan pendekatan regresi kuantil. Secara rinci, AKU digunakan untuk mengubah sejumlah kecil variabel yang berkorelasi menjadi sejumlah kecil variabel yang tidak berkorelasi yang disebut komponen utama, sedangkan regresi kuantil menggunakan pendektan membagi data ke dalam kuantil-kuantil sehingga pencilan pada data tidak akan mengganggu hasil analisis. Setelah mendapatkan komponen utama, selanjutnya meregresikan komponen utama kedalam variabel respon untuk mendapatkan model regresi kuantil komponen utama. Model regresi komponen utama dapat ditulis dalam bentuk model linear berikut:

$$y = W\beta + \varepsilon \tag{2.20}$$

$$Q_\theta(\mathrm{y}|\mathrm{W}) = \boldsymbol{W}_i^T \boldsymbol{\beta}(\theta)$$

dengan:

W : variabel prediktor yang berisi skor komponen utama

$\beta(\theta)$: penduga parameter pada kuantil ke-θ

Hasil dari regresi kuantil komponen utama sama seperti regresi komponen utama, dengan satu-satunya perbedaan adalah hasilnya akan spesifik setiap theta yang dipilih (Davino dkk., 2022).

2.9 Pengujian Hipotesis

Pengujian signifikansi parameter model regresi bertujuan untuk menunjukkan hubungan yang tepat antara variabel prediktor dengan variabel respon. Ada dua tahapan dalam pengujian siignifikansi parameter model regresi, yaitu pengujian secara simultan dengan menggunakan uji F dan pengujian secara parsial dengan menggunakan uji t.

1. Uji simultan

Pengujian parameter model secara simultan menggunakan uji F bertujuan untuk mengevaluasi pengaruh semua variabel prediktor terhadap variabel respon. Adapun hipotesis yang digunakan dalam uji F yaitu:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_p = 0$

H_1: minimal ada satu $\beta_j \neq 0, j = 1,2, \dots, p$

Statistik uji:

$$F_{hitung} = \frac{Kuadrat\ Tengah\ Regresi\ (KTR)}{Kuadrat\ Tengah\ Sisaan\ (KTS)} \tag{2.21}$$

dengan

$KTR = \frac{JKR}{df_{reg}} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{p}$ dan $KTS = \frac{JKS}{n-k-1} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)}{n-k-1}$

H_0 ditolak jika $F_{hitung} \geq F_{\alpha(p,n-p-1)}$ atau $p - value < \alpha$.

2. Uji parsial

Pengujian parameter model secara parsial menggunakan uji t untuk menguji pengaruh setiap variabel prediktor secara satu persatu terhadap variabel responnya. Adapun hipotesis yang digunakan dalam uji t yaitu:

$H_0: \beta_j = 0$

$H_1: \beta_j \neq 0, j = 1,2, \dots, p$

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_p}{SE(\hat{\beta}_p)} \tag{2.22}$$

dengan $SE(\hat{\beta}_p) = \sqrt{Var\hat{\beta}_p}$. Dengan kriteria pengujian yaitu:

Jika $t_{hitung} \geq t_{tabel}$ maka tolak H_0 $(t_{tabel} = t_{\frac{\alpha}{n},n-p-1})$

2.10 Angka Kematian Bayi

Angka Kematian Bayi (AKB) adalah banyaknya kematian bayi berusia dibawah satu tahun, per 1000 kelahiran hidup pada satu tahun tertentu. Secara matematis dapat dituliskan menjadi sebagai berikut:

$$AKB = \frac{Jumlah\ Kematian\ Bayi}{Jumlah\ Kelahiran\ Bayi} \times 1000 \qquad (2.23)$$

Menurut laporan *World Health Organization* (WHO) pada tahun 2000 Angka Kematian Bayi (AKB) didunia 54 per 1000 kelahiran hidup dan tahun 2006 menjadi 49 per 1000 kelahiran hidup, 2019 sebanyak 7000 bayi baru lahir di dunia meninggal setiap harinya, di Indonesia terjadi 185 per hari, dengan AKB 24 per 1000 Kelahiran Hidup. Banyak faktor yang dikaitkan dengan kematian bayi. Secara garis besar, dari sisi penyebabnya, kematian bayi ada dua macam yaitu endogen dan eksogen. Kematian bayi endogen atau yang umum disebut dengan kematian neonatal adalah kematian bayi yang terjadi pada bulan pertama setelah dilahirkan, dan umumnya disebabkan oleh faktor-faktor yang dibawa anak sejak lahir, yang diperoleh dari orang tuanya pada saat konsepsi atau didapat selama kehamilan. Kematian bayi eksogen atau kematian post neonatal adalah kematian bayi yang terjadi setelah usia satu bulan sampai menjelang usia satu tahun yang disebabkan oleh faktor-faktor yang bertalian dengan pengaruh lingkungan luar (Syam, 2017).